

Aus dem Institut für Sportwissenschaft
Lehrstuhl für Sportwissenschaft I
der Universität Bayreuth
Leiter: Prof. Dr. Andreas Hohmann

**Optimierung der Trainingssteuerung
im Straßenradsport mittels
simulationsgestützter Trainingswirkungsanalyse
mit dem Performance-Potential-Metamodell**

Dissertation

zur Erlangung des akademischen Grades
DOCTOR PHILOSOPHIAE
(Dr. phil.)
an der Kulturwissenschaftlichen Fakultät
der Universität Bayreuth

vorgelegt von
CHRISTIAN SCHROT

Tag der Annahme der Arbeit
28.01.2015

Erstgutachter: Prof. Dr. Andreas Hohmann

Zweitgutachter: Prof. Dr. Mark Pfeiffer

Drittprüfer: Prof. Dr. Ludwig Haag

Tag der mündlichen Prüfung: 02.02.2015

Danksagung

An erster Stelle möchte ich mich bei meinem Doktorvater für das entgegengebrachte Vertrauen und die Unterstützung bedanken. Er hat mir ermöglicht, dieses Forschungsprojekt eigenständig zu realisieren und meine persönlichen Ideen zu verwirklichen.

Ein besonderer Dank gilt auch meinem Zweitgutachter, der stets ein offenes Ohr für fachspezifische Diskussionen hatte und im Kontext themenspezifischer Fragestellungen ein sehr guter Mentor für mich war.

Insbesondere möchte ich mich auch bei meiner Frau Michaela für die großartige Unterstützung bedanken, ohne die ein derartiges Projekt nicht realisierbar gewesen wäre. Auch meinen beiden Kindern Maximilian und Florian gilt besonderer Dank für die stets motivierenden Momente im Büroalltag.

Ein ganz spezieller Dank gilt auch allen meinen Probanden, die mit Ihrer Kooperation diese Arbeit erst möglich gemacht haben.

Abschließend möchte ich noch meinen Eltern einen besonderen Dank aussprechen, die mich auf meinem Lebensweg zu jeder Zeit bekräftigt und unterstützt haben.

Inhaltsverzeichnis

Abbildungsverzeichnis	7
Tabellenverzeichnis.....	11
Abkürzungsverzeichnis	21
1 Einleitung	24
1.1 Problemstellung.....	24
1.2 Transfererwartung	26
1.3 Aufbau der Arbeit	26
2 Trainingswissenschaftlicher Hintergrund.....	28
2.1 Historische Entwicklung und Einordnung	28
2.2 Sportliches Training und Leistungsfähigkeit	29
2.3 Training im Kontext von Belastung und Beanspruchung.....	30
3 Modelltheorie der Trainingswirkungsanalyse.....	33
3.1 Modellbildung und Simulation	33
3.2 Trainings- und Leistungssteuerung	34
3.2.1 Wissenschaftstheoretische Einordnung	35
3.2.2 Pädagogisch-didaktischer Ansatz	39
3.2.3 Kybernetischer Ansatz	40
3.2.4 Komplex-dynamischer und synergetischer Ansatz.....	42
3.3 Trainingswissenschaftliche Adaptationsmodelle	43
3.3.1 Wissenschaftliche Grundlagen.....	43
3.3.2 Vier-Stufen-Modell	45
3.3.3 Modell der Superkompensation.....	46
3.3.4 Modell der Proteinbiosynthese	49
3.4 Modelltheoretische Implikationen	52
4 Trainingssteuerung im Straßenradsport.....	54
4.1 Trainingsstruktur.....	54
4.1.1 Intensitätsspezifische Steuerungsparameter.....	54
4.1.2 Trainingsbereiche.....	55
4.1.3 Langfristiger Trainingsaufbau.....	56
4.1.4 Saisonale Trainingsperiodisierung	57
4.2 Leistungsstruktur	58

4.2.1	Wettkampfstruktur	58
4.2.2	Leistungsanforderungen	60
5	Antagonistische Trainingswirkungsmodelle	65
5.1	Input-Output-Struktur.....	66
5.1.1	Quantifikation Inputvariable Training.....	66
5.1.2	Quantifikation Outputvariable Performance	70
5.2	Grundlagen zur statistischen Analyse der Simulationsdaten.....	74
5.3	Fitness-Fatigue-Modell (FF)	77
5.3.1	Modelltheorie und mathematische Modellstruktur	77
5.3.2	Modellkalibrierung	82
5.3.3	Modellvalidierung	86
5.3.4	Physiologische Korrelate für Fitness und Fatigue	89
5.3.5	Trainingspraktische Modellanwendungen	91
5.3.6	Grenzen des Modellansatzes.....	92
5.4	Performance-Potential-Metamodell (PerPot).....	93
5.4.1	Modelltheorie und konstituierende Modellkomponenten	93
5.4.2	Modellkalibrierung	97
5.4.3	Modellvalidierung	100
5.4.4	Trainingspraktische Modellanwendungen	103
5.5	Vergleichende Betrachtung des PerPot und FF	105
5.5.1	Modellstabilität	105
5.5.2	Modellanpassung	106
5.5.3	Modellprognose.....	108
6	Abgeleitete Fragestellungen	110
6.1	PerPot-Modellstabilität	110
6.2	PerPot-Modellanpassung	111
6.3	PerPot-Modellprognose.....	112
7	Untersuchungsmethodik	113
7.1	Studie 1	114
7.1.1	Charakterisierung der examinieren Stra�enradsportler	114
7.1.1.1	Proband S1.....	115
7.1.1.2	Proband S2.....	116

7.1.1.3	Proband S3.....	116
7.1.2	Trainingsdiagnostik (Trainingsinput)	117
7.1.2.1	Trainingsbelastung	117
7.1.2.2	Trainingsbeanspruchung	118
7.1.3	Leistungsdiagnostik (Leistungsoutput)	119
7.1.3.1	Rampenförmiger Belastungstest (RBT)	121
7.1.3.2	All-Out-Sprinttest (AOST)	121
7.1.3.3	Testroutine.....	122
7.1.3.4	Statusdiagnostik	123
7.1.4	Übersicht des applizierten Untersuchungsdesigns.....	124
7.2	Studie 2	124
7.2.1	Charakterisierung der examinieren Stra�enradsporler	124
7.2.1.1	Proband S4.....	125
7.2.1.2	Proband S5.....	126
7.2.1.3	Proband S6.....	126
7.2.1.4	Proband S7.....	127
7.2.2	Trainingsdiagnostik (Trainingsinput)	127
7.2.2.1	Trainingsbelastung	128
7.2.2.2	Trainingsbeanspruchung	128
7.2.3	Leistungsdiagnostik (Leistungsoutput)	129
7.2.3.1	Rampenförmiger Belastungstest (RBT)	130
7.2.3.2	5-Minuten-Time-Trial-Test (TTT)	131
7.2.3.3	Testroutine.....	131
7.2.3.4	Statusdiagnostik	131
7.2.4	Übersicht des applizierten Untersuchungsdesigns.....	132
7.3	Simulationsgestützte Trainingswirkungsanalyse mit dem PerPot	132
7.3.1	PerPot-Modellstabilität	133
7.3.2	PerPot-Modellanpassung	133
7.3.3	PerPot-Modellprognose	134
8	Ergebnisdarstellung.....	136
8.1	Studie 1	136
8.1.1	Deskriptive Darstellung der Trainingsdaten.....	136

8.1.1.1	Proband S1.....	137
8.1.1.2	Proband S2.....	138
8.1.1.3	Proband S3.....	139
8.1.2	Analyse des Leistungsprofils der Probanden	140
8.1.3	Deskriptive Darstellung der Leistungsdaten.....	142
8.1.3.1	Proband S1.....	144
8.1.3.2	Proband S2.....	146
8.1.3.3	Proband S3.....	149
8.1.4	Zusammenfassende Darstellung der Leistungsentwicklungen.....	151
8.1.5	PerPot-Modellstabilität	154
8.1.5.1	Proband S1.....	154
8.1.5.2	Proband S2.....	155
8.1.5.3	Proband S3.....	156
8.1.6	PerPot-Modellanpassung.....	158
8.1.6.1	Proband S1.....	158
8.1.6.2	Proband S2.....	162
8.1.6.3	Proband S3.....	167
8.1.7	PerPot-Modellprognose	171
8.1.7.1	Proband S1.....	171
8.1.7.2	Proband S2.....	175
8.1.7.3	Proband S3.....	179
8.2	Studie 2.....	183
8.2.1	Deskriptive Darstellung der Trainingsdaten.....	183
8.2.1.1	Proband S4.....	184
8.2.1.2	Proband S5.....	184
8.2.1.3	Proband S6.....	186
8.2.1.4	Proband S7.....	187
8.2.2	Analyse des Leistungsprofils der Probanden	188
8.2.3	Deskriptive Darstellung der Leistungsdaten.....	190
8.2.3.1	Proband S4.....	191
8.2.3.2	Proband S5.....	192
8.2.3.3	Proband S6.....	193

8.2.3.4	Proband S7.....	195
8.2.4	Zusammenfassende Darstellung der Leistungsentwicklungen.....	196
8.2.5	PerPot-Modellstabilität	198
8.2.5.1	Proband S4.....	199
8.2.5.2	Proband S5.....	200
8.2.5.3	Proband S6.....	201
8.2.5.4	Proband S7.....	202
8.2.6	PerPot-Modellanpassung.....	203
8.2.6.1	Proband S4.....	203
8.2.6.2	Proband S5.....	205
8.2.6.3	Proband S6.....	208
8.2.6.4	Proband S7.....	210
8.2.7	PerPot-Modellprognose	212
8.2.7.1	Proband S4.....	212
8.2.7.2	Proband S5.....	214
8.2.7.3	Proband S6.....	216
8.2.7.4	Proband S7.....	218
9	Ergebnisdiskussion	221
9.1	PerPot-Modellstabilität	221
9.1.1	Proband S1	221
9.1.2	Proband S2	221
9.1.3	Proband S3	222
9.1.4	Proband S4	222
9.1.5	Proband S5	222
9.1.6	Proband S6	223
9.1.7	Proband S7	223
9.1.8	Globale Betrachtung	223
9.2	PerPot-Modellanpassung.....	224
9.2.1	Proband S1	225
9.2.2	Proband S2	226
9.2.3	Proband S3	228
9.2.4	Proband S4	229

9.2.5	Proband S5	230
9.2.6	Proband S6	230
9.2.7	Proband S7	231
9.2.8	Globale Betrachtung	232
9.2.8.1	Analyse Modellanpassung.....	233
9.2.8.2	Analyse Trainingsinput	242
9.2.8.3	Analyse Modellparameter.....	244
9.3	PerPot-Modellprognose.....	246
9.3.1	Proband S1	246
9.3.2	Proband S2	247
9.3.3	Proband S3	248
9.3.4	Proband S4	249
9.3.5	Proband S5	249
9.3.6	Proband S6	250
9.3.7	Proband S7	250
9.3.8	Globale Betrachtung	250
10	Zusammenfassung und Ausblick.....	253
10.1	Zusammenfassung.....	253
10.2	Ausblick.....	258
10.2.1	Trainingswissenschaftliche Forschung.....	259
10.2.2	Trainingspraktische Anwendung	260
11	Literatur	262
	Lebenslauf.....	281

Abbildungsverzeichnis

Abb. 1.	Das prozessorientierte Belastungs-Beanspruchungs-Modell des sportlichen Trainings (mod. nach Schnabel, 1994, 63 und Hohmann et al., 2007, 161).....	31
Abb. 2.	Modell der Trainingssteuerung (mod. nach Hohmann, 1994, 14).	36
Abb. 3.	Trainingswirkungsanalyse im Kontext von Trainingsinput und Leistungsoutput (mod. nach Hohmann et al., 2007, 189).....	37
Abb. 4.	Exemplarische Darstellung des zeitlichen Verlaufes von Fitness und Fatigue (mod. nach Banister & Hamilton, 1985, 21)	78
Abb. 5.	Exemplarische Darstellung des Leistungsverlaufes im FF für einen singulären Trainingsinput (mod. nach Busso et al., 1991, 2048).....	80
Abb. 6.	Grundlegende PerPot-Modellstruktur (mod. nach Perl, 2000).....	94
Abb. 7.	Untersuchungsdesign zur Erfassung der Trainings- und Leistungsdaten in Studie 1.	124
Abb. 8.	Untersuchungsdesign zur Erfassung der Trainings- und Leistungsdaten in Studie 2.	132
Abb. 9.	Trainingshäufigkeit und Trainingsumfang des Radtrainings im relevanten Untersuchungszeitraum (S1).....	138
Abb. 10.	Trainingshäufigkeit und Trainingsumfang des Radtrainings im relevanten Untersuchungszeitraum (S2).....	139
Abb. 11.	Trainingshäufigkeit und Trainingsumfang des Radtrainings im relevanten Untersuchungszeitraum (S3).....	140
Abb. 12.	Entwicklung der Testleistungen im RBT in [kJ] und [kJ/kg] im Untersuchungszeitraum (S1).....	144
Abb. 13.	Entwicklung der Testleistungen im AOST in [W/10] und [W/kg] im Untersuchungszeitraum (S1).....	145
Abb. 14.	Entwicklung der Testleistungen im RBT in [kJ] und [kJ/kg] im Untersuchungszeitraum (S2).....	147
Abb. 15.	Entwicklung der Testleistungen im AOST in [W/10] und [W/kg] im Untersuchungszeitraum (S2).....	148
Abb. 16.	Entwicklung der Testleistungen im RBT in [kJ] und [kJ/kg] im Untersuchungszeitraum (S3).....	149
Abb. 17.	Entwicklung der Testleistungen im AOST in [W/10] und [W/kg] im Untersuchungszeitraum (S3).....	150
Abb. 18.	Verlauf der realen und simulierten Leistungswerte nach Trainingsperioden für den Leistungsoutput [kJ] im RBT und den Trainingsinput TRIMP von S1.	159
Abb. 19.	Verlauf der realen und simulierten Leistungswerte nach Trainingsperioden für den Leistungsoutput [kJ] im RBT und den Trainingsinput [kJ] von S1.....	160

Abb. 20.	Verlauf der realen und simulierten Leistungswerte nach Trainingsperioden für den Leistungsoutput [W] im AOST und den Trainingsinput TRIMP von S1.....	161
Abb. 21.	Verlauf der realen und simulierten Leistungswerte nach Trainingsperioden für den Leistungsoutput [W] im AOST und den Trainingsinput [kJ] von S1.	162
Abb. 22.	Verlauf der realen und simulierten Leistungswerte nach Trainingsperioden für den Leistungsoutput [kJ] im RBT und den Trainingsinput TRIMP von S2.	163
Abb. 23.	Verlauf der realen und simulierten Leistungswerte nach Trainingsperioden für den Leistungsoutput [kJ] im RBT und den Trainingsinput [kJ] von S2.....	164
Abb. 24.	Verlauf der realen und simulierten Leistungswerte nach Trainingsperioden für den Leistungsoutput [W] im AOST und den Trainingsinput TRIMP von S2.....	166
Abb. 25.	Verlauf der realen und simulierten Leistungswerte nach Trainingsperioden für den Leistungsoutput [W] im AOST und den Trainingsinput [kJ] von S2.	166
Abb. 26.	Verlauf der realen und simulierten Leistungswerte nach Trainingsperioden für den Leistungsoutput [kJ] im RBT und den Trainingsinput TRIMP von S3.	168
Abb. 27.	Verlauf der realen und simulierten Leistungswerte nach Trainingsperioden für den Leistungsoutput [kJ] im RBT und den Trainingsinput [kJ] von S3.....	168
Abb. 28.	Verlauf der realen und simulierten Leistungswerte nach Trainingsperioden für den Leistungsoutput [W] im AOST und den Trainingsinput TRIMP von S3.....	170
Abb. 29.	Verlauf der realen und simulierten Leistungswerte nach Trainingsperioden für den Leistungsoutput [W] im AOST und den Trainingsinput [kJ] von S3.	170
Abb. 30.	Verlauf der realen, simulierten (der Prognose vorgeschaltete Kalibrierung) und prognostizierten Leistungswerte nach Trainingsperioden für den Leistungsoutput [kJ] im RBT und den Trainingsinput TRIMP von S1.	172
Abb. 31.	Verlauf der realen, simulierten (der Prognose vorgeschaltete Kalibrierung) und prognostizierten Leistungswerte nach Trainingsperioden für den Leistungsoutput [kJ] im RBT und den Trainingsinput [kJ] von S1.	173
Abb. 32.	Verlauf der realen, simulierten (der Prognose vorgeschaltete Kalibrierung) und prognostizierten Leistungswerte nach Trainingsperioden für den Leistungsoutput [W] im AOST und den Trainingsinput TRIMP von S1.....	174
Abb. 33.	Verlauf der realen, simulierten (der Prognose vorgeschaltete Kalibrierung) und prognostizierten Leistungswerte nach Trainingsperioden für den Leistungsoutput [W] im AOST und den Trainingsinput [kJ] von S1.	175
Abb. 34.	Verlauf der realen, simulierten (der Prognose vorgeschaltete Kalibrierung) und prognostizierten Leistungswerte nach Trainingsperioden für den Leistungsoutput [kJ] im RBT und den Trainingsinput TRIMP von S2.	176
Abb. 35.	Verlauf der realen, simulierten (der Prognose vorgeschaltete Kalibrierung) und prognostizierten Leistungswerte nach Trainingsperioden für den Leistungsoutput [kJ] im RBT und den Trainingsinput [kJ] von S2.	177

Abb. 36.	Verlauf der realen, simulierten (der Prognose vorgeschaltete Kalibrierung) und prognostizierten Leistungswerte nach Trainingsperioden für den Leistungsausput [W] im AOST und den Trainingsinput TRIMP von S2.....	178
Abb. 37.	Verlauf der realen, simulierten (der Prognose vorgeschaltete Kalibrierung) und prognostizierten Leistungswerte nach Trainingsperioden für den Leistungsausput [W] im AOST und den Trainingsinput [kJ] von S2.	179
Abb. 38.	Verlauf der realen, simulierten (der Prognose vorgeschaltete Kalibrierung) und prognostizierten Leistungswerte nach Trainingsperioden für den Leistungsausput [kJ] im RBT und den Trainingsinput TRIMP von S3.	180
Abb. 39.	Verlauf der realen, simulierten (der Prognose vorgeschaltete Kalibrierung) und prognostizierten Leistungswerte nach Trainingsperioden für den Leistungsausput [kJ] im RBT und den Trainingsinput [kJ] von S3.	181
Abb. 40.	Verlauf der realen, simulierten (der Prognose vorgeschaltete Kalibrierung) und prognostizierten Leistungswerte nach Trainingsperioden für den Leistungsausput [W] im AOST und den Trainingsinput TRIMP von S3.....	182
Abb. 41.	Verlauf der realen, simulierten (der Prognose vorgeschaltete Kalibrierung) und prognostizierten Leistungswerte nach Trainingsperioden für den Leistungsausput [W] im AOST und den Trainingsinput [kJ] von S3.	182
Abb. 42.	Trainingshäufigkeit und Trainingsumfang des Radtrainings im relevanten Untersuchungszeitraum (S4).....	184
Abb. 43.	Trainingshäufigkeit und Trainingsumfang des Radtrainings im relevanten Untersuchungszeitraum (S5).....	185
Abb. 44.	Trainingshäufigkeit und Trainingsumfang des Radtrainings im relevanten Untersuchungszeitraum (S6).....	186
Abb. 45.	Trainingshäufigkeit und Trainingsumfang des Radtrainings im relevanten Untersuchungszeitraum (S7).....	187
Abb. 46.	Entwicklung der Testleistungen im RBT in [kJ] und [kJ/kg] im Untersuchungszeitraum (S4).....	191
Abb. 47.	Entwicklung der Testleistungen im RBT in [kJ] und [kJ/kg] im Untersuchungszeitraum (S5).....	193
Abb. 48.	Entwicklung der Testleistungen im TTT in [W] und [W/kg] im Untersuchungszeitraum (S6).....	194
Abb. 49.	Entwicklung der Testleistungen im TTT in [W] und [W/kg] im Untersuchungszeitraum (S7).....	196
Abb. 50.	Verlauf der realen und simulierten Leistungswerte nach Trainingsperioden für den Leistungsausput [kJ] im RBT und den Trainingsinput TRIMP von S4.	204
Abb. 51.	Verlauf der realen und simulierten Leistungswerte nach Trainingsperioden für den Leistungsausput [kJ] im RBT und den Trainingsinput [kJ] von S4.....	205

Abb. 52.	Verlauf der realen und simulierten Leistungswerte nach Trainingsperioden für den Leistungsoutput [kJ] im RBT und den Trainingsinput TRIMP von S5.	206
Abb. 53.	Verlauf der realen und simulierten Leistungswerte nach Trainingsperioden für den Leistungsoutput [kJ] im RBT und den Trainingsinput [kJ] von S5.	207
Abb. 54.	Verlauf der realen und simulierten Leistungswerte nach Trainingsperioden für den Leistungsoutput [W] im TTT und den Trainingsinput TRIMP von S6.	209
Abb. 55.	Verlauf der realen und simulierten Leistungswerte nach Trainingsperioden für den Leistungsoutput [W] im TTT und den Trainingsinput [kJ] von S6.	210
Abb. 56.	Verlauf der realen und simulierten Leistungswerte nach Trainingsperioden für den Leistungsoutput [W] im TTT und den Trainingsinput TRIMP von S7.	211
Abb. 57.	Verlauf der realen und simulierten Leistungswerte nach Trainingsperioden für den Leistungsoutput [W] im TTT und den Trainingsinput [kJ] von S7.	212
Abb. 58.	Verlauf der realen, simulierten (der Prognose vorgeschaltete Kalibrierung) und prognostizierten Leistungswerte nach Trainingsperioden für den Leistungsoutput [kJ] im RBT und den Trainingsinput TRIMP von S4.	213
Abb. 59.	Verlauf der realen, simulierten (der Prognose vorgeschaltete Kalibrierung) und prognostizierten Leistungswerte nach Trainingsperioden für den Leistungsoutput [kJ] im RBT und den Trainingsinput [kJ] von S4.	214
Abb. 60.	Verlauf der realen, simulierten (der Prognose vorgeschaltete Kalibrierung) und prognostizierten Leistungswerte nach Trainingsperioden für den Leistungsoutput [kJ] im RBT und den Trainingsinput TRIMP von S5.	215
Abb. 61.	Verlauf der realen, simulierten (der Prognose vorgeschaltete Kalibrierung) und prognostizierten Leistungswerte nach Trainingsperioden für den Leistungsoutput [kJ] im RBT und den Trainingsinput [kJ] von S5.	216
Abb. 62.	Verlauf der realen, simulierten (der Prognose vorgeschaltete Kalibrierung) und prognostizierten Leistungswerte nach Trainingsperioden für den Leistungsoutput [W] im TTT und den Trainingsinput TRIMP von S6.	217
Abb. 63.	Verlauf der realen, simulierten (der Prognose vorgeschaltete Kalibrierung) und prognostizierten Leistungswerte nach Trainingsperioden für den Leistungsoutput [W] im TTT und den Trainingsinput [kJ] von S6.	218
Abb. 64.	Verlauf der realen, simulierten (der Prognose vorgeschaltete Kalibrierung) und prognostizierten Leistungswerte nach Trainingsperioden für den Leistungsoutput [W] im TTT und den Trainingsinput TRIMP von S7.	219
Abb. 65.	Verlauf der realen, simulierten (der Prognose vorgeschaltete Kalibrierung) und prognostizierten Leistungswerte nach Trainingsperioden für den Leistungsoutput [W] im TTT und den Trainingsinput [kJ] von S7.	220

Tabellenverzeichnis

Tab. 1.	Radsportspezifische Trainingsumfänge nach Altersklassen gemäß BDR-Nachwuchsprogramm (Bund Deutscher Radfahrer, 2009).	57
Tab. 2.	Altersklassenspezifische Höchststrecken in Kilometern nach Wettkampftyp (Bund Deutscher Radfahrer, 2014).	59
Tab. 3.	Übersicht der durchgeführten Studien nach Studienzeitraum und Anzahl der Probanden.	113
Tab. 4.	Charakterisierung der untersuchten Straßenradfahrer (* VP: Vorbereitungsperiode; WP: Wettkampfperiode).	115
Tab. 5.	Jährlicher radsportspezifischer Trainingsumfang in Kilometern nach Altersklassen (S1).	115
Tab. 6.	Jährlicher radsportspezifischer Trainingsumfang in Kilometern nach Altersklassen (S2).	116
Tab. 7.	Jährlicher radsportspezifischer Trainingsumfang in Kilometern nach Altersklassen (S3).	117
Tab. 8.	Charakterisierung der untersuchten Straßenradfahrer (* VP: Vorbereitungsperiode; WP: Wettkampfperiode).	124
Tab. 9.	Jährlicher radsportspezifischer Trainingsumfang in Kilometern nach Altersklassen (S4).	125
Tab. 10.	Jährlicher radsportspezifischer Trainingsumfang in Kilometern nach Altersklassen (S5).	126
Tab. 11.	Jährlicher radsportspezifischer Trainingsumfang in Kilometern nach Altersklassen (S6).	126
Tab. 12.	Jährlicher radsportspezifischer Trainingsumfang in Kilometern nach Altersklassen (S7).	127
Tab. 13.	Allgemeine Trainingsperiodisierung der examinieren Probanden in Studie 1.	136
Tab. 14.	Übersicht der am aktuellen Körpergewicht relativierten 5-Sekunden-, 1-Minute-, 5-Minuten- und 20-Minuten-Maximalleistung im Untersuchungszeitraum sowie des zugehörigen Power Profile Levels (nach Allen & Coggan, 2010) der Probanden in Studie 1.	141
Tab. 15.	Dauer des Untersuchungszeitraums in Tagen und Anzahl der absolvierten, gelöschten und für die PerPot-Simulation verwendeten Testleistungen im RBT und AOST nach Probanden in Studie 1.	143
Tab. 16.	Auswertung der statusdiagnostischen Laboruntersuchungen und Gegenüberstellung der Testleistungen im RBT [kJ] bzw. AOST [W] zum jeweiligen Testzeitpunkt in Studie 1 (IANS: Individuelle anaerobe Schwelle nach Dickhuth et al. (1991); Max.[W]: Ausbelastungsleistung).	143

Tab. 17.	Trainingsperiodenbezogener mittlerer Leistungsoutput im RBT in [kJ] und [kJ/kg] sowie im AOST in [W] und [W/kg] von S1 (N: Anzahl der Testleistungen; EE: Energy Expenditure; Pmax.: Peak Power; M: arithmetischer Mittelwert; SD: Standardabweichung).....	146
Tab. 18.	Trainingsperiodenbezogener mittlerer Leistungsoutput im RBT in [kJ] und [kJ/kg] sowie im AOST in [W] und [W/kg] von S2 (N: Anzahl der Testleistungen; EE: Energy Expenditure; Pmax.: Peak Power; M: arithmetischer Mittelwert; SD: Standardabweichung).....	149
Tab. 19.	Trainingsperiodenbezogener mittlerer Leistungsoutput im RBT in [kJ] und [kJ/kg] sowie im AOST in [W] und [W/kg] von S3 (N: Anzahl der Testleistungen; EE: Energy Expenditure; Pmax.: Peak Power; M: arithmetischer Mittelwert; SD: Standardabweichung).....	151
Tab. 20.	Lokalisations- und Dispersionswerte der relativen prozentualen Leistungsänderung des Leistungsoutputs im RBT [kJ] bzw AOST [W] von Messzeitpunkt zu Messzeitpunkt nach Probanden in Studie 1 (N: Anzahl der Testleistungen; M: arithmetischer Mittelwert; SD: Standardabweichung).....	152
Tab. 21.	Absolute und prozentuale Leistungsentwicklung der Testleistungen im RBT in [kJ] im Untersuchungszeitraum nach Probanden in Studie 1.	152
Tab. 22.	Absolute und prozentuale Leistungsentwicklung der Testleistungen im RBT in [kJ/kg] im Untersuchungszeitraum nach Probanden in Studie 1.	153
Tab. 23.	Absolute und prozentuale Leistungsentwicklung der Testleistungen im AOST in [W] im Untersuchungszeitraum nach Probanden in Studie 1.	153
Tab. 24.	Absolute und prozentuale Leistungsentwicklung der Testleistungen im AOST in [W/kg] im Untersuchungszeitraum nach Probanden in Studie 1.	153
Tab. 25.	Modellstabilitätsprüfung der PerPot-Simulation durch Variation der Datenreihe des Leistungsoutputs im RBT [kJ] und AOST [W] unter Verwendung des Trainingsinputs TRIMP nach Trainingsperioden von S1 (MAPE: mittlere relative Abweichung zwischen realen und simulierten Leistungswerten; DS bzw. DR: Verzögerungsparameter des Strain- bzw. Response-Potential; DS/DR: Verhältnis der Verzögerungsparameter; _1: Alle Testleistungen (gesamter Datensatz); _2: nur die 2., 4., 6., usw. Testleistung (alle Geraden); _3: nur die 3., 5., 7., usw. Testleistung (alle Ungeraden); M: arithmetischer Mittelwert).....	154
Tab. 26.	Modellstabilitätsprüfung der PerPot-Simulation durch Variation der Datenreihe des Leistungsoutputs im RBT [kJ] und AOST [W] unter Verwendung des Trainingsinputs [kJ] nach Trainingsperioden von S1 (MAPE: mittlere relative Abweichung zwischen realen und simulierten Leistungswerten; DS bzw. DR: Verzögerungsparameter des Strain- bzw. Response-Potential; DS/DR: Verhältnis der Verzögerungsparameter; _1: Alle Testleistungen (gesamter Datensatz); _2: nur die 2., 4., 6., usw. Testleistung (alle Geraden); _3: nur die 3., 5., 7., usw. Testleistung (alle Ungeraden); M: arithmetischer Mittelwert).	155

Tab. 27.	Modellstabilitätsprüfung der PerPot-Simulation durch Variation der Datenreihe des Leistungsoutputs im RBT [kJ] und AOST [W] unter Verwendung des Trainingsinputs TRIMP nach Trainingsperioden von S2 (MAPE: mittlere relative Abweichung zwischen realen und simulierten Leistungswerten; DS bzw. DR: Verzögerungsparameter des Strain- bzw. Response-Potential; DS/DR: Verhältnis der Verzögerungsparameter; _1: Alle Testleistungen (gesamter Datensatz); _2: nur die 2., 4., 6., usw. Testleistung (alle Geraden); _3: nur die 3., 5., 7., usw. Testleistung (alle Ungeraden); M: arithmetischer Mittelwert).	155
Tab. 28.	Modellstabilitätsprüfung der PerPot-Simulation durch Variation der Datenreihe des Leistungsoutputs im RBT [kJ] und AOST [W] unter Verwendung des Trainingsinputs [kJ] nach Trainingsperioden von S2 (MAPE: mittlere relative Abweichung zwischen realen und simulierten Leistungswerten; DS bzw. DR: Verzögerungsparameter des Strain- bzw. Response-Potential; DS/DR: Verhältnis der Verzögerungsparameter; _1: Alle Testleistungen (gesamter Datensatz); _2: nur die 2., 4., 6., usw. Testleistung (alle Geraden); _3: nur die 3., 5., 7., usw. Testleistung (alle Ungeraden); M: arithmetischer Mittelwert).	156
Tab. 29.	Modellstabilitätsprüfung der PerPot-Simulation durch Variation der Datenreihe des Leistungsoutputs im RBT [kJ] und AOST [W] unter Verwendung des Trainingsinputs TRIMP nach Trainingsperioden von S3 (MAPE: mittlere relative Abweichung zwischen realen und simulierten Leistungswerten; DS bzw. DR: Verzögerungsparameter des Strain- bzw. Response-Potential; DS/DR: Verhältnis der Verzögerungsparameter; _1: Alle Testleistungen (gesamter Datensatz); _2: nur die 2., 4., 6., usw. Testleistung (alle Geraden); _3: nur die 3., 5., 7., usw. Testleistung (alle Ungeraden); M: arithmetischer Mittelwert).	157
Tab. 30.	Modellstabilitätsprüfung der PerPot-Simulation durch Variation der Datenreihe des Leistungsoutputs im RBT [kJ] und AOST [W] unter Verwendung des Trainingsinputs [kJ] nach Trainingsperioden von S3 (MAPE: mittlere relative Abweichung zwischen realen und simulierten Leistungswerten; DS bzw. DR: Verzögerungsparameter des Strain- bzw. Response-Potential; DS/DR: Verhältnis der Verzögerungsparameter; _1: Alle Testleistungen (gesamter Datensatz); _2: nur die 2., 4., 6., usw. Testleistung (alle Geraden); _3: nur die 3., 5., 7., usw. Testleistung (alle Ungeraden); M: arithmetischer Mittelwert).	157
Tab. 31.	Modellanpassung und Modellparameter nach Trainingsperioden der PerPot-Simulation mit Leistungsoutput [kJ] im RBT und Trainingsinput TRIMP bzw. [kJ] von S1 (MAPE: mittlere relative Abweichung zwischen realen und simulierten Leistungswerten; ICC: Intra-Class-Korrelationskoeffizient; r: Korrelationskoeffizient; R ² : Determinationskoeffizient; F-Test: *p<0.05, **p<0.01; DS bzw. DR: Verzögerungsparameter des Strain- bzw. Response-Potential; DS/DR: Verhältnis der Verzögerungsparameter; M: arithmetischer Mittelwert - ICC, r, R ² Mittelwertberechnung nach Fisher Z-Transformation).	158

Tab. 32.	Modellanpassung und Modellparameter nach Trainingsperioden der PerPot-Simulation mit Leistungsoutput [W] im AOST und Trainingsinput TRIMP bzw. [kJ] von S1 (MAPE: mittlere relative Abweichung zwischen realen und simulierten Leistungswerten; ICC: Intra-Class-Korrelationskoeffizient; r: Korrelationskoeffizient; R^2 : Determinationskoeffizient; F-Test: * $p < 0.05$, ** $p < 0.01$; DS bzw. DR: Verzögerungsparameter des Strain- bzw. Response-Potential; DS/DR: Verhältnis der Verzögerungsparameter; M: arithmetischer Mittelwert - ICC, r, R^2 Mittelwertberechnung nach Fisher Z-Transformation).	161
Tab. 33.	Modellanpassung und Modellparameter nach Trainingsperioden der PerPot-Simulation mit Leistungsoutput [kJ] im RBT und Trainingsinput TRIMP bzw. [kJ] von S2 (MAPE: mittlere relative Abweichung zwischen realen und simulierten Leistungswerten; ICC: Intra-Class-Korrelationskoeffizient; r: Korrelationskoeffizient; R^2 : Determinationskoeffizient; F-Test: * $p < 0.05$, ** $p < 0.01$; DS bzw. DR: Verzögerungsparameter des Strain- bzw. Response-Potential; DS/DR: Verhältnis der Verzögerungsparameter; M: arithmetischer Mittelwert - ICC, r, R^2 Mittelwertberechnung nach Fisher Z-Transformation).	163
Tab. 34.	Modellanpassung und Modellparameter nach Trainingsperioden der PerPot-Simulation mit Leistungsoutput [W] im AOST und Trainingsinput TRIMP bzw. [kJ] von S2 (MAPE: mittlere relative Abweichung zwischen realen und simulierten Leistungswerten; ICC: Intra-Class-Korrelationskoeffizient; r: Korrelationskoeffizient; R^2 : Determinationskoeffizient; F-Test: * $p < 0.05$, ** $p < 0.01$; DS bzw. DR: Verzögerungsparameter des Strain- bzw. Response-Potential; DS/DR: Verhältnis der Verzögerungsparameter; M: arithmetischer Mittelwert - ICC, r, R^2 Mittelwertberechnung nach Fisher Z-Transformation).	165
Tab. 35.	Modellanpassung und Modellparameter nach Trainingsperioden der PerPot-Simulation mit Leistungsoutput [kJ] im RBT und Trainingsinput TRIMP bzw. [kJ] von S3 (MAPE: mittlere relative Abweichung zwischen realen und simulierten Leistungswerten; ICC: Intra-Class-Korrelationskoeffizient; r: Korrelationskoeffizient; R^2 : Determinationskoeffizient; F-Test: * $p < 0.05$, ** $p < 0.01$; DS bzw. DR: Verzögerungsparameter des Strain- bzw. Response-Potential; DS/DR: Verhältnis der Verzögerungsparameter; M: arithmetischer Mittelwert - ICC, r, R^2 Mittelwertberechnung nach Fisher Z-Transformation).	167
Tab. 36.	Modellanpassung und Modellparameter nach Trainingsperioden der PerPot-Simulation mit Leistungsoutput [W] im AOST und Trainingsinput TRIMP bzw. [kJ] von S3 (MAPE: mittlere relative Abweichung zwischen realen und simulierten Leistungswerten; ICC: Intra-Class-Korrelationskoeffizient; r: Korrelationskoeffizient; R^2 : Determinationskoeffizient; F-Test: * $p < 0.05$, ** $p < 0.01$; DS bzw. DR: Verzögerungsparameter des Strain- bzw. Response-Potential; DS/DR: Verhältnis der Verzögerungsparameter; M: arithmetischer Mittelwert - ICC, r, R^2 Mittelwertberechnung nach Fisher Z-Transformation).	169

Tab. 37.	Modellprognose für den Leistungsoutput [kJ] im RBT basierend auf der jeweils zeitlich vorgelagerten Trainingsperiode (VP1, VP2, WP1, VP) unter Einsatz des Trainingsinputs TRIMP bzw. [kJ] von S1 (TLR: Trainingsload-Reserve in der Modellkalibrierung; N: Anzahl der Leistungswerte im Kalibrierungszeitraum TP-1 und Prognosezeitraum TP; MAPE: mittlere relative Abweichung zwischen realen und simulierten/prognostizierten Leistungswerten; Sim. TP-1: Modellanpassung im Kalibrierungszeitraum; Prog. TP: Modellanpassung der Prognose; Sim. TP*: Best-Fit Modellanpassung im Prognosezeitraum (übernommen aus Kapitel 8.1.6); M: arithmetischer Mittelwert).	171
Tab. 38.	Modellprognose für den Leistungsoutput [W] im AOST basierend auf der jeweils zeitlich vorgelagerten Trainingsperiode (VP1, VP2, WP1, VP) unter Einsatz des Trainingsinputs TRIMP bzw. [kJ] von S1 (TLR: Trainingsload-Reserve in der Modellkalibrierung; N: Anzahl der Leistungswerte im Kalibrierungszeitraum TP-1 und Prognosezeitraum TP; MAPE: mittlere relative Abweichung zwischen realen und simulierten/prognostizierten Leistungswerten; Sim. TP-1: Modellanpassung im Kalibrierungszeitraum; Prog. TP: Modellanpassung der Prognose; Sim. TP*: Best-Fit Modellanpassung im Prognosezeitraum (übernommen aus Kapitel 8.1.6); M: arithmetischer Mittelwert).	173
Tab. 39.	Modellprognose für den Leistungsoutput [kJ] im RBT basierend auf der jeweils zeitlich vorgelagerten Trainingsperiode (VP1, VP2, WP1, VP) unter Einsatz des Trainingsinputs TRIMP bzw. [kJ] von S2 (TLR: Trainingsload-Reserve in der Modellkalibrierung; N: Anzahl der Leistungswerte im Kalibrierungszeitraum TP-1 und Prognosezeitraum TP; MAPE: mittlere relative Abweichung zwischen realen und simulierten/prognostizierten Leistungswerten; Sim. TP-1: Modellanpassung im Kalibrierungszeitraum; Prog. TP: Modellanpassung der Prognose; Sim. TP*: Best-Fit Modellanpassung im Prognosezeitraum (übernommen aus Kapitel 8.1.6); M: arithmetischer Mittelwert).	175
Tab. 40.	Modellprognose für den Leistungsoutput [W] im AOST basierend auf der jeweils zeitlich vorgelagerten Trainingsperiode (VP1, VP2, WP1, VP) unter Einsatz des Trainingsinputs TRIMP bzw. [kJ] von S2 (TLR: Trainingsload-Reserve in der Modellkalibrierung; N: Anzahl der Leistungswerte im Kalibrierungszeitraum TP-1 und Prognosezeitraum TP; MAPE: mittlere relative Abweichung zwischen realen und simulierten/prognostizierten Leistungswerten; Sim. TP-1: Modellanpassung im Kalibrierungszeitraum; Prog. TP: Modellanpassung der Prognose; Sim. TP*: Best-Fit Modellanpassung im Prognosezeitraum (übernommen aus Kapitel 8.1.6); M: arithmetischer Mittelwert).	177

Tab. 41.	Modellprognose für den Leistungsoutput [kJ] im RBT basierend auf der jeweils zeitlich vorgelagerten Trainingsperiode (VP1, VP2, WP1, VP) unter Einsatz des Trainingsinputs TRIMP bzw. [kJ] von S3 (TLR: Trainingsload-Reserve in der Modellkalibrierung; N: Anzahl der Leistungswerte im Kalibrierungszeitraum TP-1 und Prognosezeitraum TP; MAPE: mittlere relative Abweichung zwischen realen und simulierten/prognostizierten Leistungswerten; Sim. TP-1: Modellanpassung im Kalibrierungszeitraum; Prog. TP: Modellanpassung der Prognose; Sim. TP*: Best-Fit Modellanpassung im Prognosezeitraum (übernommen aus Kapitel 8.1.6); M: arithmetischer Mittelwert).	179
Tab. 42.	Modellprognose für den Leistungsoutput [W] im AOST basierend auf der jeweils zeitlich vorgelagerten Trainingsperiode (VP1, VP2, WP1, VP) unter Einsatz des Trainingsinputs TRIMP bzw. [kJ] von S3 (TLR: Trainingsload-Reserve in der Modellkalibrierung; N: Anzahl der Leistungswerte im Kalibrierungszeitraum TP-1 und Prognosezeitraum TP; MAPE: mittlere relative Abweichung zwischen realen und simulierten/prognostizierten Leistungswerten; Sim. TP-1: Modellanpassung im Kalibrierungszeitraum; Prog. TP: Modellanpassung der Prognose; Sim. TP*: Best-Fit Modellanpassung im Prognosezeitraum (übernommen aus Kapitel 8.1.6); M: arithmetischer Mittelwert).	181
Tab. 43.	Allgemeine Trainingsperiodisierung der examinierten Probanden in Studie 2.	183
Tab. 44.	Übersicht der am aktuellen Körpergewicht relativierten 5-Sekunden-, 1-Minute-, 5-Minuten- und 20-Minuten-Maximalleistung im Untersuchungszeitraum sowie des zugehörigen Power Profile Levels (nach Allen & Coggan, 2010) der Probanden in Studie 2.	188
Tab. 45.	Dauer des Untersuchungszeitraums in Tagen und Anzahl der absolvierten, gelöschten und für die PerPot-Simulation verwendeten Testleistungen im RBT bzw. TTT nach Probanden in Studie 2.	190
Tab. 46.	Auswertung der statusdiagnostischen Laboruntersuchungen und Gegenüberstellung der Testleistungen im RBT [kJ] bzw. TTT [W] zum jeweiligen Testzeitpunkt in Studie 2 (IANS: Individuelle anaerobe Schwelle nach Dickhuth et al. (1991); Max.[W]: Ausbelastungsleistung).	191
Tab. 47.	Trainingsperiodenbezogener mittlerer Leistungsoutput im RBT in [kJ] und [kJ/kg] von S4 (N: Anzahl der Testleistungen; EE: Energy Expenditure; M: arithmetischer Mittelwert; SD: Standardabweichung).	192
Tab. 48.	Trainingsperiodenbezogener mittlerer Leistungsoutput im RBT in [kJ] und [kJ/kg] von S5 (N: Anzahl der Testleistungen; EE: Energy Expenditure; M: arithmetischer Mittelwert; SD: Standardabweichung).	193
Tab. 49.	Trainingsperiodenbezogener mittlerer Leistungsoutput im TTT in [W] und [W/kg] von S6 (N: Anzahl der Testleistungen; MP: Mean Power; M: arithmetischer Mittelwert; SD: Standardabweichung).	195

Tab. 50.	Trainingsperiodenbezogener mittlerer Leistungsoutput im TTT in [W] und [W/kg] von S7 (N: Anzahl der Testleistungen; MP: Mean Power; M: arithmetischer Mittelwert; SD: Standardabweichung).....	196
Tab. 51.	Lokalisations- und Dispersionswerte der relativen prozentualen Leistungsveränderung des Leistungsoutputs im RBT [kJ] bzw. TTT [W] von Messzeitpunkt zu Messzeitpunkt nach Probanden in Studie 2 (N: Anzahl der Testleistungen; M: arithmetischer Mittelwert; SD: Standardabweichung).....	197
Tab. 52.	Absolute und prozentuale Leistungsentwicklung der Testleistungen im RBT in [kJ] im Untersuchungszeitraum nach Probanden in Studie 2.	197
Tab. 53.	Absolute und prozentuale Leistungsentwicklung der Testleistungen im RBT in [kJ/kg] im Untersuchungszeitraum nach Probanden in Studie 2.	197
Tab. 54.	Absolute und prozentuale Leistungsentwicklung der Testleistungen im TTT in [W] im Untersuchungszeitraum nach Probanden in Studie 2.	198
Tab. 55.	Absolute und prozentuale Leistungsentwicklung der Testleistungen im TTT in [W/kg] im Untersuchungszeitraum nach Probanden in Studie 2.	198
Tab. 56.	Modellstabilitätsprüfung der PerPot-Simulation durch Variation der Datenreihe des Leistungsoutputs im RBT [kJ] unter Verwendung des Trainingsinputs TRIMP nach Trainingsperioden von S4 (MAPE: mittlere relative Abweichung zwischen realen und simulierten Leistungswerten; DS bzw. DR: Verzögerungsparameter des Strain- bzw. Response-Potential; DS/DR: Verhältnis der Verzögerungsparameter; _1: Alle Testleistungen (gesamter Datensatz); _2: nur die 2., 4., 6., usw. Testleistung (alle Geraden); _3: nur die 3., 5., 7., usw. Testleistung (alle Ungeraden); M: arithmetischer Mittelwert).	199
Tab. 57.	Modellstabilitätsprüfung der PerPot-Simulation durch Variation der Datenreihe des Leistungsoutputs im RBT [kJ] unter Verwendung des Trainingsinputs [kJ] nach Trainingsperioden von S4 (MAPE: mittlere relative Abweichung zwischen realen und simulierten Leistungswerten; DS bzw. DR: Verzögerungsparameter des Strain- bzw. Response-Potential; DS/DR: Verhältnis der Verzögerungsparameter; _1: Alle Testleistungen (gesamter Datensatz); _2: nur die 2., 4., 6., usw. Testleistung (alle Geraden); _3: nur die 3., 5., 7., usw. Testleistung (alle Ungeraden); M: arithmetischer Mittelwert).	199
Tab. 58.	Modellstabilitätsprüfung der PerPot-Simulation durch Variation der Datenreihe des Leistungsoutputs im RBT [kJ] unter Verwendung des Trainingsinputs TRIMP nach Trainingsperioden von S5 (MAPE: mittlere relative Abweichung zwischen realen und simulierten Leistungswerten; DS bzw. DR: Verzögerungsparameter des Strain- bzw. Response-Potential; DS/DR: Verhältnis der Verzögerungsparameter; _1: Alle Testleistungen (gesamter Datensatz); _2: nur die 2., 4., 6., usw. Testleistung (alle Geraden); _3: nur die 3., 5., 7., usw. Testleistung (alle Ungeraden); M: arithmetischer Mittelwert).	200

Tab. 59.	Modellstabilitätsprüfung der PerPot-Simulation durch Variation der Datenreihe des Leistungsoutputs im RBT [kJ] unter Verwendung des Trainingsinputs [kJ] nach Trainingsperioden von S5 (MAPE: mittlere relative Abweichung zwischen realen und simulierten Leistungswerten; DS bzw. DR: Verzögerungsparameter des Strain- bzw. Response-Potential; DS/DR: Verhältnis der Verzögerungsparameter; _1: Alle Testleistungen (gesamter Datensatz); _2: nur die 2., 4., 6., usw. Testleistung (alle Geraden); _3: nur die 3., 5., 7., usw. Testleistung (alle Ungeraden); M: arithmetischer Mittelwert).	200
Tab. 60.	Modellstabilitätsprüfung der PerPot-Simulation durch Variation der Datenreihe des Leistungsoutputs im TTT [W] unter Verwendung des Trainingsinputs TRIMP nach Trainingsperioden von S6 (MAPE: mittlere relative Abweichung zwischen realen und simulierten Leistungswerten; DS bzw. DR: Verzögerungsparameter des Strain- bzw. Response-Potential; DS/DR: Verhältnis der Verzögerungsparameter; _1: Alle Testleistungen (gesamter Datensatz); _2: nur die 2., 4., 6., usw. Testleistung (alle Geraden); _3: nur die 3., 5., 7., usw. Testleistung (alle Ungeraden); M: arithmetischer Mittelwert).	201
Tab. 61.	Modellstabilitätsprüfung der PerPot-Simulation durch Variation der Datenreihe des Leistungsoutputs im TTT [W] unter Verwendung des Trainingsinputs [kJ] nach Trainingsperioden von S6 (MAPE: mittlere relative Abweichung zwischen realen und simulierten Leistungswerten; DS bzw. DR: Verzögerungsparameter des Strain- bzw. Response-Potential; DS/DR: Verhältnis der Verzögerungsparameter; _1: Alle Testleistungen (gesamter Datensatz); _2: nur die 2., 4., 6., usw. Testleistung (alle Geraden); _3: nur die 3., 5., 7., usw. Testleistung (alle Ungeraden); M: arithmetischer Mittelwert).	201
Tab. 62.	Modellstabilitätsprüfung der PerPot-Simulation durch Variation der Datenreihe des Leistungsoutputs im TTT [W] unter Verwendung des Trainingsinputs TRIMP nach Trainingsperioden von S7 (MAPE: mittlere relative Abweichung zwischen realen und simulierten Leistungswerten; DS bzw. DR: Verzögerungsparameter des Strain- bzw. Response-Potential; DS/DR: Verhältnis der Verzögerungsparameter; _1: Alle Testleistungen (gesamter Datensatz); _2: nur die 2., 4., 6., usw. Testleistung (alle Geraden); _3: nur die 3., 5., 7., usw. Testleistung (alle Ungeraden); M: arithmetischer Mittelwert).	202
Tab. 63.	Modellstabilitätsprüfung der PerPot-Simulation durch Variation der Datenreihe des Leistungsoutputs im TTT [W] unter Verwendung des Trainingsinputs [kJ] nach Trainingsperioden von S7 (MAPE: mittlere relative Abweichung zwischen realen und simulierten Leistungswerten; DS bzw. DR: Verzögerungsparameter des Strain- bzw. Response-Potential; DS/DR: Verhältnis der Verzögerungsparameter; _1: Alle Testleistungen (gesamter Datensatz); _2: nur die 2., 4., 6., usw. Testleistung (alle Geraden); _3: nur die 3., 5., 7., usw. Testleistung (alle Ungeraden); M: arithmetischer Mittelwert).	202

Tab. 64.	Modellanpassung und Modellparameter nach Trainingsperioden der PerPot-Simulation mit Leistungsoutput [kJ] im RBT und Trainingsinput TRIMP bzw. [kJ] von S4 (MAPE: mittlere relative Abweichung zwischen realen und simulierten Leistungswerten; ICC: Intra-Class-Korrelationskoeffizient; r: Korrelationskoeffizient; R^2 : Determinationskoeffizient; F-Test: * $p < 0.05$, ** $p < 0.01$; DS bzw. DR: Verzögerungsparameter des Strain- bzw. Response-Potential; DS/DR: Verhältnis der Verzögerungsparameter; M: arithmetischer Mittelwert - ICC, r, R^2 Mittelwertberechnung nach Fisher Z-Transformation).	203
Tab. 65.	Modellanpassung und Modellparameter nach Trainingsperioden der PerPot-Simulation mit Leistungsoutput [kJ] im RBT und Trainingsinput TRIMP bzw. [kJ] von S5 (MAPE: mittlere relative Abweichung zwischen realen und simulierten Leistungswerten; ICC: Intra-Class-Korrelationskoeffizient; r: Korrelationskoeffizient; R^2 : Determinationskoeffizient; F-Test: * $p < 0.05$, ** $p < 0.01$; DS bzw. DR: Verzögerungsparameter des Strain- bzw. Response-Potential; DS/DR: Verhältnis der Verzögerungsparameter; M: arithmetischer Mittelwert - ICC, r, R^2 Mittelwertberechnung nach Fisher Z-Transformation).	206
Tab. 66.	Modellanpassung und Modellparameter nach Trainingsperioden der PerPot-Simulation mit Leistungsoutput [W] im TTT und Trainingsinput TRIMP bzw. [kJ] von S6 (MAPE: mittlere relative Abweichung zwischen realen und simulierten Leistungswerten; ICC: Intra-Class-Korrelationskoeffizient; r: Korrelationskoeffizient; R^2 : Determinationskoeffizient; F-Test: * $p < 0.05$, ** $p < 0.01$; DS bzw. DR: Verzögerungsparameter des Strain- bzw. Response-Potential; DS/DR: Verhältnis der Verzögerungsparameter; M: arithmetischer Mittelwert - ICC, r, R^2 Mittelwertberechnung nach Fisher Z-Transformation).	208
Tab. 67.	Modellanpassung und Modellparameter nach Trainingsperioden der PerPot-Simulation mit Leistungsoutput [W] im TTT und Trainingsinput TRIMP bzw. [kJ] von S7 (MAPE: mittlere relative Abweichung zwischen realen und simulierten Leistungswerten; ICC: Intra-Class-Korrelationskoeffizient; r: Korrelationskoeffizient; R^2 : Determinationskoeffizient; F-Test: * $p < 0.05$, ** $p < 0.01$; DS bzw. DR: Verzögerungsparameter des Strain- bzw. Response-Potential; DS/DR: Verhältnis der Verzögerungsparameter; M: arithmetischer Mittelwert - ICC, r, R^2 Mittelwertberechnung nach Fisher Z-Transformation).	210
Tab. 68.	Modellprognose für den Leistungsoutput [kJ] im RBT basierend auf der jeweils zeitlich vorgelagerten Trainingsperiode (VP1, VP2, WP1, VP) unter Einsatz des Trainingsinputs TRIMP bzw. [kJ] von S4 (TLR: Trainingsload-Reserve in der Modellkalibrierung; N: Anzahl der Leistungswerte im Kalibrierungszeitraum TP-1 und Prognosezeitraum TP; MAPE: mittlere relative Abweichung zwischen realen und simulierten/prognostizierten Leistungswerten; Sim. TP-1: Modellanpassung im Kalibrierungszeitraum; Prog. TP: Modellanpassung der Prognose; Sim. TP*: Best-Fit Modellanpassung im Prognosezeitraum (übernommen aus Kapitel 8.2.6); M: arithmetischer Mittelwert).	213

Tab. 69.	Modellprognose für den Leistungsoutput [kJ] im RBT basierend auf der jeweils zeitlich vorgelagerten Trainingsperiode (VP1, VP2, WP1, VP) unter Einsatz des Trainingsinputs TRIMP bzw. [kJ] von S5 (TLR: Trainingsload-Reserve in der Modellkalibrierung; N: Anzahl der Leistungswerte im Kalibrierungszeitraum TP-1 und Prognosezeitraum TP; MAPE: mittlere relative Abweichung zwischen realen und simulierten/prognostizierten Leistungswerten; Sim. TP-1: Modellanpassung im Kalibrierungszeitraum; Prog. TP: Modellanpassung der Prognose; Sim. TP*: Best-Fit Modellanpassung im Prognosezeitraum (übernommen aus Kapitel 8.2.6); M: arithmetischer Mittelwert).	215
Tab. 70.	Modellprognose für den Leistungsoutput [W] im TTT basierend auf der jeweils zeitlich vorgelagerten Trainingsperiode (VP1, VP2, WP1, VP) unter Einsatz des Trainingsinputs TRIMP bzw. [kJ] von S6 (TLR: Trainingsload-Reserve in der Modellkalibrierung; N: Anzahl der Leistungswerte im Kalibrierungszeitraum TP-1 und Prognosezeitraum TP; MAPE: mittlere relative Abweichung zwischen realen und simulierten/prognostizierten Leistungswerten; Sim. TP-1: Modellanpassung im Kalibrierungszeitraum; Prog. TP: Modellanpassung der Prognose; Sim. TP*: Best-Fit Modellanpassung im Prognosezeitraum (übernommen aus Kapitel 8.2.6); M: arithmetischer Mittelwert).	217
Tab. 71.	Modellprognose für den Leistungsoutput [W] im TTT basierend auf der jeweils zeitlich vorgelagerten Trainingsperiode (VP1, VP2, WP1, VP) unter Einsatz des Trainingsinputs TRIMP bzw. [kJ] von S7 (TLR: Trainingsload-Reserve in der Modellkalibrierung; N: Anzahl der Leistungswerte im Kalibrierungszeitraum TP-1 und Prognosezeitraum TP; MAPE: mittlere relative Abweichung zwischen realen und simulierten/prognostizierten Leistungswerten; Sim. TP-1: Modellanpassung im Kalibrierungszeitraum; Prog. TP: Modellanpassung der Prognose; Sim. TP*: Best-Fit Modellanpassung im Prognosezeitraum (übernommen aus Kapitel 8.2.6); M: arithmetischer Mittelwert).	219
Tab. 72.	Statistischer Zusammenhang zwischen den Trainingsinputdatenreihen Trainingsbeanspruchung TRIMP und Trainingsbelastung [kJ] nach Probanden (N: Anzahl der Trainingsdatensätze; r: Korrelationskoeffizient; F-Test: *p < 0.05, **p < 0.01; ICC: Intra-Class-Korrelationskoeffizient)	242
Tab. 73.	Statistische Auswertung des Wilcoxon-Vorzeichen-Rang-Tests nach Trainingsperioden, gemessen an den erzielten Modellanpassung (MAPE) unter Verwendung des Leistungsoutputs im RBT und TTT.	243

Abkürzungsverzeichnis

1RM	One-Repetition-Maximum
Abb.	Abbildung
AOST	All-Out-Sprinttest
Aufl.	Auflage
BDR	Bund Deutscher Radfahrer
bzw.	beziehungsweise
cm	Zentimeter
DR	Delay of Response-Rate
DS	Delay of Strain-Rate
DO	Delay of Strain-Overflow-Rate
DyCoN	Dynamically Controlled Network
EB	Entwicklungsbereich
EE	Energy Expenditure
etc.	et cetera
f.	folgende
Fa.	Firma
ff.	fortfolgende
FF	Fitness-Fatigue-Modell
GA1	Grundlagenausdauerbereich 1
GA2	Grundlagenausdauerbereich 2
ggf.	gegebenenfalls
HF	Herzfrequenz
IAAF	International Association of Athletics Federations
IANs	Individuelle anaerobe Schwelle
/ICC	Intra-Class-Korrelationskoeffizient
KB	Kompensationsbereich
KFM	Kohonen Feature Map
kg	Kilogramm
kJ	Kilojoule
km	Kilometer
LeiPot	Leistungs-Potential-Modell

LH	Luteinisierendes Hormon
LR	Load-Rate
<i>M</i>	Arithmetischer Mittelwert
<i>MAE</i>	mean absolute error
<i>MAPE</i>	mean absolute percentage error
mod.	modifiziert
MP	Mean Power
mRNS	messenger-Ribonukleinsäure
<i>MS</i>	mean square
<i>MSE</i>	mean square error
<i>N</i>	Stichprobengröße
OR	Overflow-Rate
org.	original
p.a.	per annum
PP	Performance-Potential
$P_{\max.}$	Peak Power
PerPot	Performance-Potential-Metamodell
POMS	profile of mood states
PWC	physical working capacity
RBT	Rampenförmiger Belastungstest
rel.	relative(e)
RMSE	root mean square error
RNS	Ribonukleinsäure
RP	Response-Potential
RR	Response-Rate
<i>r</i>	Korrelationskoeffizient
R^2	Determinationskoeffizient
rpm	Pedalumdrehungen pro Minute
<i>RSS</i>	residual sum of squares
S.	Seite
SB	Spitzenbereich
<i>SD</i>	Standardabweichung

sim.	simuliert
SimBEA	Simulationsmodell (Belastungs-, Ermüdungs-, Anpassungsprozesse)
SP	Strain-Potential
SR	Strain-Rate
Tab.	Tabelle
TE	Trainingseinheit(en)
TI	Trainingsintensität
TLR	Trainingsload-Reserve
TP	Trainingsperiode
TRIMP	Training-Impulse
TTT	5-Minuten-Time-Trial-Test
TU	Trainingsumfang
u. a.	unter anderem
UCI	Union Cycliste Internationale (Weltradsportverband)
ÜP	Übergangsperiode
usw.	und so weiter
v. a.	vor allem
vgl.	vergleiche
VO _{2max}	Maximale Sauerstoffaufnahme-fähigkeit
VP	Vorbereitungsperiode
W	Watt
W/kg	Watt pro Kilogramm Körpergewicht
WP	Wettkampfperiode
z. B.	zum Beispiel

1 Einleitung

1.1 Problemstellung

In zahlreichen Wissenschaftszweigen spielen heute informatische Anwendungen eine wichtige Funktion zur Abbildung und dem Verständnis komplexer Wirkungszusammenhänge. Diese auf modelltheoretischen Erkenntnissen basierenden Betrachtungsweisen lassen sich anhand computergestützter Simulationsmodelle auch auf praktische Anwendungsfelder übertragen. So werden bereits in zahlreichen Applikationen (u.a. in der Astrophysik, Bauphysik, Meteorologie, Materialwissenschaft) simulationsgestützte Analysen eingesetzt.

Auch in der Sportwissenschaft haben derartige Verfahren Einzug gehalten. Insbesondere im Bereich der Spielanalyse in Ballsportarten (Hughes & Franks, 2004) wurden simulative Modelle bereits erfolgreich appliziert. Ein interessantes trainingswissenschaftliches Themenfeld für simulative Anwendungen ergibt sich auch im Kontext konditionell determinierter, monoteknischer Sportarten, da diesen ein komplexes Wirkungsgeschehen zugrunde liegt und somit Rückschlüsse zwischen Training und resultierender Leistung nicht trivial zu beantworten sind. Idealtypisch kann diesbezüglich der Straßenradsport genannt werden, da, bedingt durch die sportartspezifische Wettkampfstruktur, hohe physische Anforderungen an die Athleten gestellt werden (Jeukendrup, Craig & Hawley, 2000; Lucia, Hoyos & Chicharro, 2001a, 2003; Mujika & Padilla, 2001; Neumann, 2000; Schmidt, Eberle, Lötzerich & Roth, 2007).

Der Straßenradsport ist, bedingt durch die sportartspezifischen Anforderungen sowie die fortschreitende Professionalisierung und Spezialisierung, geprägt von hohen Trainingsbelastungen und einer großen Leistungsdichte. Im Profiradsport werden aufgrund der vorherrschenden Ausreizung der Belastungsumfänge und den daraus resultierenden zeitlichen Limitierungen in den letzten Jahren Trainingsansätze mit gesteigerten Trainingsintensitäten (high intense interval training) diskutiert (Bayati, Farzad, Gharakhanlou & Agha-Alinejad, 2011; Gunnarsson, Christensen, Thomasen, Nielsen & Bangsbo, 2013; Rønnestad, Hansen, Vegge, Tønnessen & Slettalokken, 2014). Die hohen physischen Anforderungen in Training und Wettkampf sowie die große Wettkampfdichte erfordern eine wissenschaftlich fundierte, zielgerichtete Trainingsplanung, um vorhandene Leistungspotentiale zu erschließen und Übertrainingszustände auszuschließen (vgl. Mester & Perl, 2000, 44). Aus trainingspraktischer Sicht kommt daher einer aussagekräftigen Trainingswirkungsanalyse, mit fortlaufenden Erkenntnissen über sportlerspezifische Zusammenhänge zwischen Training und Leistung, eine wesentliche Rolle im Trainingsprozess zu, um eine zieladäquate Trainingssteuerung sicherzustellen.

Aus trainingswissenschaftlicher Perspektive ist zu konstatieren, dass im Zusammenhang mit den Wirkungsmechanismen sportlichen Trainings einerseits zahlreiche Publikationen, meist mit reduktionistischem Zugang (Teilsysteme), zu Trainingswirkungen singulärer Trainingsreize (z. B. Nicolò et al., 2014; O'Bryan, Brown, Billaut & Rouffet, 2014) bzw. mittelfristigen Wirkungszusammenhängen im Kontext kontrollier-

ter Trainingsinterventionen (z. B. Kargotich et al., 2007; Rønnestad, Ellefsen, et al., 2014; Shepherd et al., 2013; Stuart et al., 2010) vorliegen, andererseits aber eine insgesamt defizitäre Erkenntnislage hinsichtlich globalen Trainingswirkungszusammenhängen, insbesondere dem Zusammenhang zwischen Training und Leistung, bei chronischen Trainingsreizen existiert.

Im Übertrag auf die Trainingspraxis resultiert dies in der Tatsache, dass Zusammenhänge zwischen Training und Leistung retrospektiv auf verschiedenen Betrachtungsebenen theoretisch erklärbar, aber prospektive trainingspraktische Ableitungen anhand klassischer trainingswissenschaftlicher Modelle und sportpraktischer Erfahrungen nur bedingt zielgenau sind. Gerade in der langfristigen Trainingssteuerung sind retro- und prospektive Erkenntnisse über individuelle Wirkungszusammenhänge zwischen Training und Leistung von elementarer Bedeutung für die fortlaufende Trainingsplanung und die finale Erreichung der definierten Trainingsziele. Bleiben die Erkenntnisse im Trainingswirkungsgeschehen in der Trainingsplanung unberücksichtigt, so ist entsprechend eines bekannten Zitates¹: „A goal without a plan is just a wish“, auch die Erreichung der individuellen Ziele ungewiss.

Forschungsbedingte Problemfelder ergeben sich im Kontext der Trainingswirkungsanalyse aufgrund der Individualität des Trainingsprozesses und der resultierenden Leistungsentwicklungen auch im Bereich der applizierten Forschungsmethoden. Insbesondere für klassische gruppenstatistische (mittelwertbasierte) Verfahren ist die Aussagekraft im Hochleistungssport begrenzt, da individuell differierende Adaptationscharakteristiken unberücksichtigt bleiben. Zudem erweist sich eine adäquate Selektion der Probandengruppe (z. B. normal verteilte Grundgesamtheit) über derartige Verfahren schwierig, sodass die Relevanz der Ergebnisse limitiert ist (Mester & Perl, 2000, 45). Die Trainingswirkungsanalyse bedingt daher eine einzelfallanalytische Betrachtung des Trainingsprozesses und ein entsprechendes Analyseinstrumentarium.

In der trainingswissenschaftlichen Forschung konnten im Bereich der Trainingswirkungsanalyse auf sportinformatischem Weg über simulative computergestützte Modelle zuletzt Fortschritte erzielt werden. Forschungsschwerpunkte waren hier neuronale Netze (Edelmann-Nusser, Hohmann & Henneberg, 2002; Haar, Brack & Alt, 2011), systemtheoretische Ansätze (Ganter, 2010) und statistische Fuzzy-Modelle (Bitterlich, Kutzer & Ostrowski, 2009). Bei der Betrachtung physiologisch begründeter Leistungsveränderungen, vor allem in primär konditionell determinierten Sportarten, wurden zuletzt verstärkt auch Simulationsmodelle mit antagonistischer (gegensätzlicher) Modellstruktur analysiert (u. a. Ganter, Witte & Edelmann-Nusser, 2006b; Pfeiffer, 2008; Pfeiffer & Perl, 2009). Insbesondere das Fitness-Fatigue-Modell (FF) (Banister, Calvert, Savage & Bach, 1975; Calvert, Banister, Savage & Bach, 1976) und das Performance-Potential-Metamodell (PerPot) (Perl, 2000, 2001b, 2002a) wurden in diesem Zusammenhang intensiv diskutiert.

¹ Über die Herkunft dieses, Antoine de Saint-Exupéry zugeschriebenen, Zitates besteht Uneinigkeit.

1.2 Transfererwartung

Zielsetzung dieser Arbeit ist es, das PerPot-Instrumentarium auf seine Fähigkeit zur Optimierung der Trainingssteuerung im Straßenradsport zu überprüfen. Hierzu sollen in einem ersten Schritt die beiden antagonistischen Modelle FF und PerPot anhand der Modellstruktur und der vorliegenden empirischen Befunde gegenüberstellend verglichen werden. In einem zweiten Schritt soll anhand zweier empirischer Untersuchungen im Straßenradsport die Fähigkeit des PerPot zur Abbildung der Trainings-/Leistungsbeziehung im trainingspraktischen Einsatz überprüft werden. Vor dem anwendungsorientierten Hintergrund sollen die empirischen Untersuchungen mit Nachwuchsleistungssportlern durchgeführt werden und einen vollständigen Saisonaufbau umfassen. Hierdurch soll einerseits garantiert werden, dass inhaltlich starke Beziehungen zwischen den Kennziffern Training und Leistung vorliegen und andererseits mittels simulativer Trainingswirkungsanalyse Zusammenhänge im Bereich chronischer Trainingsreize diskutiert werden können. Im Fokus der simulativen Betrachtung des PerPot stehen die Modellstabilität sowie die Güte der Modellsimulation und der Modellprognose. Parallel dazu soll die Frage nach einem sportartspezifischen Optimum in Bezug auf die simulative Inputvariable Training geklärt werden, da in der Trainingspraxis im Straßenradsport differierende Steuerungsparameter im Trainingsprozess Anwendung finden. Hierzu werden gegenüberstellend Inputkennziffern für Trainingsbelastung und Trainingsbeanspruchung in der PerPot-Simulation eingesetzt.

1.3 Aufbau der Arbeit

Die vorliegende Arbeit umfasst einen grundlegenden theoretischen und einen empirischen Teil.

Der theoretische Teil ist in fünf Themenschwerpunkte (Kapitel 2 bis 6) untergliedert. Im *zweiten Kapitel* wird zunächst der trainingswissenschaftliche Rahmen dieser Arbeit abgesteckt, die elementaren Begrifflichkeiten Training und Leistung definiert und Training im Kontext von Belastung und Beanspruchung diskutiert. Im *dritten Kapitel* erfolgt die modelltheoretische Einordnung der Trainingswirkungsanalyse. Hierzu werden grundlegende Erkenntnisse zur Modellbildung thematisiert und die Trainingswirkungsanalyse im Kontext modelltheoretischer Ansätze der Trainings- und Leistungssteuerung eingeordnet. Abschließend werden trainingswissenschaftliche Adaptationsmodelle diskutiert und modelltheoretische Implikationen für die Trainingswirkungsanalyse abgeleitet. Im *vierten Kapitel* werden, vor dem Hintergrund der Trainingssteuerung im Straßenradsport, sportartspezifische trainings- und leistungsstrukturelle Gesichtspunkte erschlossen. Im *fünften Kapitel* werden die beiden antagonistischen Modelle FF und PerPot anhand vorliegender Publikationen modelltheoretisch beschrieben. Hierzu werden eingangs zunächst vorliegende Erkenntnisse zur Quantifikation der Input- und Outputvariable beschrieben. Anschließend erfolgt für beide Modelle getrennt voneinander eine Beschreibung und Diskussion der konstituierenden Modellkomponenten, der Modellkalibrierung, der Modellvalidierung, der

trainingspraktischen Anwendung sowie modellspezifischer Besonderheiten. Abschließend werden beide Modelle hinsichtlich der Modellstabilität, der Modellanpassung und der Modellprognose gegenüberstellend verglichen. Im *sechsten Kapitel* werden, resultierend aus den vorliegenden modelltheoretischen Erkenntnissen und Forschungsergebnissen, die zentralen Fragestellungen für das eigene Forschungsvorhaben definiert.

Der empirische Teil umfasst vier Themenschwerpunkte (Kapitel 7 bis 10). Im *siebten Kapitel* wird die Untersuchungsmethodik der beiden empirischen Studien dargelegt. Hierzu werden studienbezogen die Probanden charakterisiert sowie das trainings- und leistungsdiagnostische Testinstrumentarium erörtert. Abschließend werden die methodischen Rahmenbedingungen für die simulationsgestützte Trainingswirkungsanalyse mit dem PerPot hinsichtlich den Themengebieten Modellstabilität, Modellanpassung und Modellprognose beschrieben. Im *achten Kapitel* erfolgt getrennt voneinander die deskriptive Darstellung der Ergebnisse beider Studien. Hierbei werden die Trainings- und Leistungsdaten differenziert dargestellt und die erzielten PerPot-Simulationsergebnisse in Bezug auf Modellstabilität, Modellanpassung und Modellprognose beschrieben. Im *neunten Kapitel* werden die Ergebnisse der PerPot-Simulationen vor dem Hintergrund der Modellstabilität, Modellanpassung und Modellprognose jeweils einzelfallbezogen sowie abschließend global über alle Probanden hinweg diskutiert und im Kontext vorliegender Publikationen eingeordnet. Im *zehnten Kapitel* wird die Arbeit zusammenfassend dargestellt und anhand der eigenen Studienergebnisse ein Ausblick für die Trainingswirkungsanalyse im Straßenradsport mit dem PerPot aufgezeigt.

2 Trainingswissenschaftlicher Hintergrund

Zur fachlichen Einordnung und Spezifikation des Themenbereichs dieser Arbeit werden in einem ersten Schritt die relevanten Fachtermini definiert und der Kontext zur Wissenschaftsdisziplin Sportwissenschaft hergestellt. Hierzu wird, ausgehend von der geschichtlichen Entwicklung der Trainingswissenschaft, deren wissenschaftstheoretisches Selbstverständnis und deren Gegenstandsbereich erläutert. Zudem werden der Trainings- und Leistungsbegriff, als zentrale Elemente trainingswissenschaftlicher Betrachtungen, definitorisch eingegrenzt und das sportliche Training vor dem Hintergrund der endogen ablaufenden Leistungsveränderungen modelltheoretisch charakterisiert.

2.1 Historische Entwicklung und Einordnung

Die Trainingswissenschaft ist eine Disziplin der interdisziplinär ausgerichteten Sportwissenschaft und geht auf Trainingsmethodiken erfolgreicher Trainer in diversen Sportarten zurück (Trainingspraxis), die vorwissenschaftliche Trainingskonzepte (Meisterlehren) zur Steigerung der sportmotorischen Leistungsfähigkeit von Spitzenathleten anwendeten. Im Kontext mit wissenschaftlich begründeten, primär sportmedizinischen Erkenntnissen war dieses frühe sportpraktische Wissen der Grundstein der *speziellen Trainingslehre*. Hieraus entwickelte sich in den 1950er Jahren die *allgemeine Trainingslehre*, welche unter dem Primat des Leistungssports sportartübergreifende Synergien in den Leistungsvoraussetzungen Kondition, Technik und Taktik erarbeitete (vgl. Hohmann, Lames & Letzelter, 2007, 11ff.; Martin, Carl & Lehnertz, 1991, 15ff.).

Die Introduktion des Fachbegriffs der *allgemeinen Trainingswissenschaft* im Sinne einer eigenständigen Wissenschaftsdisziplin basiert auf dem anwendungsorientierten Bestreben einer wissenschaftlichen Fundierung und Erweiterung der sportpraktischen Handlungsanweisungen. Hierzu wurden interdisziplinäre Verknüpfungen mit den wissenschaftlichen Fachbereichen Sportmedizin, Biomechanik, Physiologie und Soziologie begründet, um weitergehende Erkenntnisse zu erlangen (Hohmann et al., 2007, 12). Die zunächst auf den Leistungssport fokussierte Sichtweise wurde allgemein auf den trainierenden Menschen erweitert (vgl. u. a. Ballreich & Kuhlow, 1975; Jäger & Oelschlägel, 1977; Letzelter, 1978; Martin, 1979; Martin et al., 1991; Mellewicz & Meller, 1972).

Die interdisziplinär ausgerichtete Trainingswissenschaft (Querschnittswissenschaft) wird definiert als „*diejenige sportwissenschaftliche Disziplin, die sich aus einer ganzheitlichen und angewandten Perspektive mit der wissenschaftlichen Fundierung von Training und Wettkampf auf den Anwendungsfeldern des Sports beschäftigt* (Hohmann et al., 2007, 17)“. In Abgrenzung dazu stellt die Trainingslehre „*eine systematische Sammlung allgemeiner handlungsrelevanter Aussagen zum Training dar, die sich aus unterschiedlichen Quellen speisen, wie z. B. wissenschaftliche Un-*

tersuchungen oder Erfahrungswissen“ (Hohmann et al., 2007, 25; vgl. auch Hohmann & Lames, 2002, 30).

Die Trainingswissenschaft lässt sich als integrative, empirische und angewandte Wissenschaft beschreiben (wissenschaftstheoretisches Selbstverständnis) und besitzt als Querschnittswissenschaft in allen Teilbereichen realwissenschaftlichen Charakter (Hohmann et al., 2007, 18).

Inhaltlich umfasst die Trainingswissenschaft die Gegenstandsbereiche Training, Leistung und Wettkampf (Schnabel, 1997a, 16ff.). Hohmann et al. (2007, 27ff.) modifizieren den Begriff der sportlichen Leistung und verwenden dafür den Terminus Leistungsfähigkeit, um die leistungsrelevanten Persönlichkeitsmerkmale zu charakterisieren und Begriffsüberschneidungen mit Wettkampfleistungen zu vermeiden. Hottenrott und Neumann (2010b, 14f.) sehen die, unter dem Begriff der Leistung bzw. Leistungsfähigkeit subsumierte, Leistungsdiagnostik als weiteren eigenständigen Bereich und führen daher vier Gegenstandsbereiche der Trainingswissenschaft auf.

Vor dem Hintergrund der weiteren Ausführungen zur Trainingssteuerung und Trainingswirkungsanalyse werden zunächst die grundlegenden Gegenstandsbereiche Training und Leistung erläutert und definitorisch abgegrenzt.

2.2 Sportliches Training und Leistungsfähigkeit

Die historische Betrachtung der konstituierenden Komponenten der Trainingswissenschaft ist insbesondere für den Bereich des Trainingsbegriffs von besonderer Bedeutung, da sie die dynamische Entwicklung dieser sportwissenschaftlichen Disziplin aufzeigt. Der Trainingsbegriff wird in zahlreichen Wissenschaftsbereichen verwendet, soll sich aber in den folgenden Ausführungen ausschließlich auf den trainingswissenschaftlichen Bereich des sportlichen Trainings konzentrieren.

Erste Betrachtungen sportlichen Trainings zielten ausschließlich auf die Erreichung sportlicher Höchstleistungen ab (Harre 1975, 14; Nett, 1964) und orientierten sich damit an den Prämissen des Leistungs- und Hochleistungssports. In der Folge wurde der Trainingsbegriff auf die Aspekte motorische Fitness, Gesundheit, sportliche Wiederherstellung und Leistungserhaltung (Mellerowicz & Meller, 1972) ausgeweitet und auch für den Bereich des Schulsports adaptiert (Jäger & Oelschlägel, 1977).

Anhand der Erweiterung des Trainingsbegriffs für verschiedene Leistungs- und Interessensstufen sowie der Einteilung in motorische, kognitive und affektive Lernzielkategorien wird von Ballreich und Kuhlow (1975, 96) die Verwendung eines offenen Trainingsbegriffs vorgeschlagen. Bezug nehmend auf diese Position verweisen Hohmann et al. (2007, 12ff.), dass ein ganzheitlicher Ansatz die Öffnung der Trainingswissenschaft für nicht leistungssportliche Anwendungsfelder bedingt, und definieren vor diesem Hintergrund sportliches Training als *„planmäßige und systematische Realisation von Maßnahmen (Trainingsinhalte und Trainingsmethoden) zur nachhaltigen Erreichung von Zielen (Trainingsziele) im und durch Sport“*.

Der Leistungsbegriff wird in Abhängigkeit des interdisziplinär differierenden Zugangs unterschiedlich ausgelegt. Bezogen auf trainingswissenschaftliche Definitionen lassen sich primär zwei grundsätzliche Sichtweisen unterscheiden. Die sportliche Leistung wird in diesem Zusammenhang als Einheit von Vollzug und Ergebnis (Gabler, 1988; 19; Grosser, Brüggemann & Zintl, 1986, 14; Schnabel, 2008, 36; Thieß & Schnabel, 1987, 109) oder ausschließlich als Ergebnis (Martin et al., 1991, 23) einer Handlung bzw. Tätigkeit gesehen. Schnabel (2008, 36) definiert sportliche Leistung als *„Einheit von Vollzug und Ergebnis einer sportlichen Handlung bzw. einer komplexen Handlungsfolge, gemessen bzw. bewertet an bestimmten sozial determinierten Normen“* und grenzt demgegenüber den Begriff Leistungsfähigkeit als *„Gesamtheit der personalen Leistungsvoraussetzungen“* (Schnabel, 2008, 43) ab.

2.3 Training im Kontext von Belastung und Beanspruchung

Vor dem Hintergrund trainingswissenschaftlicher Betrachtung sportlichen Trainings fordern Hohmann et al. (2007, 161ff.) eine geeignete Modellbildung², auf der Basis integrativer Modelle, zur Abbildung der Innen- und Außenperspektive des Gegenstandsbereichs. Geeignete Modelltheorien müssen in der Lage sein, die grundlegenden Mechanismen der endogenen Leistungsveränderung (Adaptation und Informationsorganisation) sowie die Komplexität und Dynamik des exogenen Trainingsprozesses (Trainingssteuerung) abzubilden. Eine geeignete Theoriebildung kann sich an aktuellen metatheoretischen und forschungsmethodologischen Modellvorstellungen orientieren.

In Anlehnung an das Belastungs-Beanspruchungs-Paradigma der Arbeitswissenschaft (Rohmert, 1983, 9ff.; Rohmert, 1984; Rohmert & Rutenfranz, 1975, 23ff.; Schönplüg, 1987) wurden in der Trainingswissenschaft Modellprozesse zur Abbildung sportlichen Trainings entwickelt (Martin et al., 1991; Olivier, 1993; Schlicht, 1992; Schnabel, 1994; Willimczik, Daus & Olivier, 1991).

Von besonderer Bedeutung ist das integrative Belastungs-Beanspruchungs-Modell nach Schnabel (1994, 61ff.), welches auf der Basis seines prozessualen Charakters eine konzeptionelle Verbindung zwischen den exogen einwirkenden Belastungsanforderungen (Belastung) und den dadurch endogen beanspruchten sportmotorischen Leistungsvoraussetzungen (Beanspruchung) schafft. Zudem definiert das Modell zwei grundsätzliche Funktionsmechanismen der Anpassung auf sportliches Training: (1) Leistungsveränderung durch Adaptation und (2) Leistungsveränderung durch Informationsorganisation. Inhaltlich gehen die differenzierten Funktionsmechanismen der Anpassung auf Ansätze von Stark (1984) zurück, der die Informationsorganisation dem klassischen Reiz-Anpassungsgesetz gegenüberstellte und somit eine erste definitorische Abgrenzung ausarbeitete.

² Definitorisch ist ein Modell, *„ein abstraktes Abbild eines Systems. Es dient der Diagnose des Systemzustandes und der Prognose des Systemverhaltens“* (Perl, 2002b, 15).

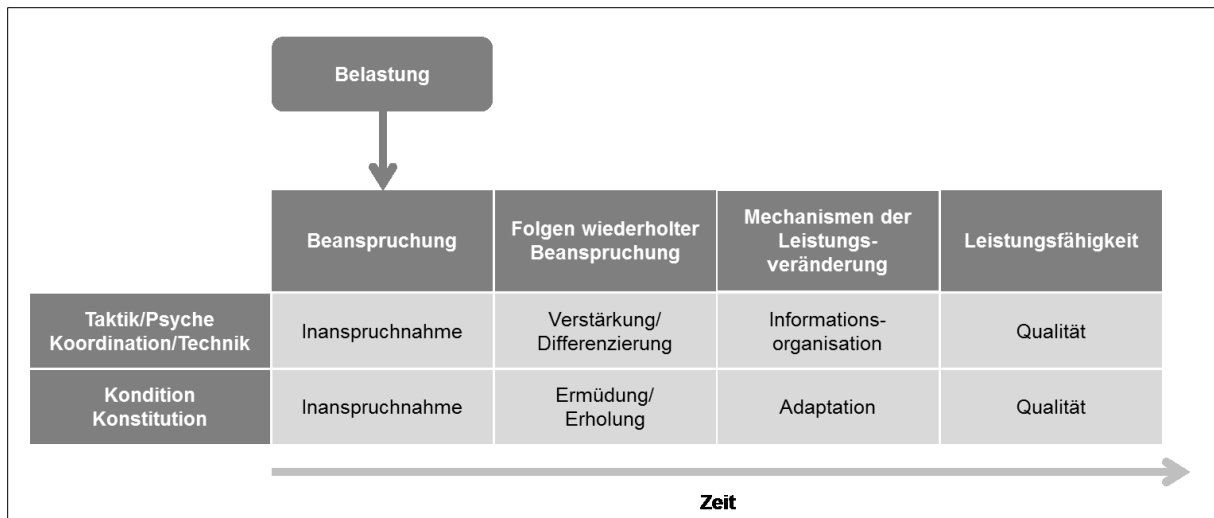


Abb. 1. Das prozessorientierte Belastungs-Beanspruchungs-Modell des sportlichen Trainings (mod. nach Schnabel, 1994, 63 und Hohmann et al., 2007, 161).

Die *Leistungsveränderung durch Informationsorganisation* beschreibt die informatorische Höherorganisation der handlungssteuernden und bewegungsregulierenden Funktionssysteme. Ausgelöst durch die externe Belastung des sportlichen Trainings werden in einem ersten Schritt die internen Leistungsvoraussetzungen Taktik/Psychologie, Koordination/Technik, Kondition und Konstitution, entsprechend den individuell verfügbaren Kapazitäten, beansprucht. Durch anschließende Umstrukturierung und Höherorganisation der informatorisch determinierten Leistungsvoraussetzungen wird in der Folge eine höhere Leistungsfähigkeit erzielt. Die informatorische Höherorganisation der Funktionssysteme wird ursächlich bedingt durch verbesserte Prozesse der Bewegungsregulation sowie optimierte Programmierung und Steuerung des Verhaltens bzw. der Handlungen (Schnabel, 1994, 62ff.).

Die *Leistungsveränderung durch Adaptation* definiert die Superkompensation der energetischen Leistungsvoraussetzungen infolge belastungsinduzierter Ermüdung und wird auch als morphologisch-funktionelle Anpassung bezeichnet. Dies bedingt modelltheoretisch eine verbesserte Energiebereitstellung, Energieausnutzung und Energieübertragung und somit eine höhere Leistungsfähigkeit der am Prozess des sportlichen Trainings beteiligten organischen Funktionssysteme (Schnabel, 1994, 62ff.). In den konditionell³ determinierten Sportarten spielt die Anpassung und Leistungsveränderung durch Adaptation eine übergeordnete Rolle. Insbesondere Leistungs- und Hochleistungssportler dieser Sportarten verfügen über technische und taktische Fertigkeiten auf hohem Niveau, sodass Trainingsinterventionen primär auf die Optimierung konditioneller Fähigkeiten ausgerichtet sind. Dies spiegelt sich auch in einer sportarttypischen Charakteristik der Trainingsstruktur (Trainingsmethoden,

³ Kondition ist eine „Komponente der sportlichen Leistungsfähigkeit, die vorrangig durch energetische Faktoren und Prozesse bestimmt ist und im Niveau der körperlich-motorischen Fähigkeiten Kraft, Ausdauer und Schnelligkeit sowie in deren komplexen Zusammenwirken leistungswirksam zum Ausdruck kommt“ (Harre, 2008b, 156).

Trainingsperiodisierung, Belastungsgrößen, usw.) konditionell determinierter mono-technischer Sportarten wider (vgl. Thieß & Tschiene, 1999).

Hohmann et al. (2007, 161ff.) bezeichnen die Reaktionen zur Leistungsveränderung auch als die Innenperspektive des Trainings und grenzen sie gegenüber den als Außenperspektive bezeichneten Ansätzen der Trainingssteuerung ab.

3 Modelltheorie der Trainingswirkungsanalyse

In diesem Kapitel wird die Trainingswirkungsanalyse im Kontext trainingswissenschaftlicher Modellvorstellungen beschrieben. Hierzu werden einleitend zunächst theoretische Grundlagen zur Modellbildung und Simulation thematisiert. Anschließend werden getrennt voneinander themenrelevante Aspekte der Außen- und Innenperspektive sportlichen Trainings beleuchtet. In einem ersten Schritt werden hier zunächst verschiedene Modellansätze im Rahmen der Trainings- und Leistungssteuerung diskutiert und die Trainingswirkungsanalyse wissenschaftstheoretisch eingeordnet. In einem zweiten Schritt werden wissenschaftliche Grundlagen im Bereich trainingsinduzierter Adaptation gelegt und zentrale trainingswissenschaftliche Adaptationsmodelle diskutiert.

3.1 Modellbildung und Simulation

Zur Beschreibung eines bestimmten Systemverhaltens können aus systemtheoretischer Sicht verschiedene Modelltypen und wissenschaftliche Vorgehensweisen der Modellbildung gewählt werden. Grundsätzlich lassen sich quantitative und qualitative Modelle unterscheiden. Während die *quantitativen Modelle* eine zahlenmäßig exakte Beschreibung des Systemverhaltens anstreben, zielen *qualitative Modelle*, durch Abstraktion, auf eine vereinfachte Systembeschreibung ab. Charakterisierendes Unterscheidungsmerkmal dieser beiden Modelltypen ist das Ausmaß der Abstraktion der Prozesskenntnisse des betrachteten Systems. Bezogen auf die trainingswissenschaftlichen Fragestellungen im Rahmen der Trainingswirkungsanalyse sind, in Abhängigkeit der Sportart, die Messbarkeit der grundlegenden Zusammenhänge zu prüfen und geeignete Prozessparameter auszuwählen. Aufgrund der Komplexität sportlicher Prozesse kann es, unter Berücksichtigung des jeweiligen Forschungsvorhabens, sinnvoll sein, beide Modelltypen komplementär im Rahmen der Modellentwicklung einzusetzen (Kracht, Menke, Dörrscheidt & Liesen, 1994).

Auf der Grundlage quantitativer Modelle lassen sich über computergestützte Verfahren weitergehende Modellanpassungen durch Modellierungsprozesse vornehmen. Die modellintern verankerte mathematische Struktur bietet die Möglichkeit zur computergestützten Verlaufs- bzw. Verhaltensprognose. Über den Vergleich der Simulationsergebnisse mit experimentellen Realwerten kann eine Aussage über die Modellgüte (Modell-Fit) getroffen werden und eine Modellvalidierung erfolgen. Auf qualitativer Ebene dienen Simulationen, mit theoretischer Parameterkonfiguration, der Systembeschreibung und dem Abgleich mit real existierenden Systemcharakteristika (Kracht et al., 1994).

Im Bereich der Modellbildung lassen sich induktive (empirische) und deduktive (theoretische) Ansätze unterscheiden. Der Modellbildungsprozess ist gekennzeichnet durch eine Abstraktion der realen, komplexen Systemgegebenheiten und eine iterative, schrittweise Annäherung der Modellstruktur an die realen Gegebenheiten. Die *deduktive Modellbildung* versucht auf theoretischer Basis, unter Berücksichtigung

wissenschaftlicher Grundgesetze, die Systemstruktur möglichst exakt zu erfassen und abzubilden. Modelltypisch spricht man in diesem Zusammenhang auch von White-Box-Modellen, die bekannte Systemkomponenten und deren Interaktionen in einem strukturellen Modell abstrahieren. Hierzu sind umfangreiche Kenntnisse über innere Strukturen und Prozesse, ergänzende experimentelle Messergebnisse sowie erheblicher mathematischer Input nötig. Bei der *induktiven Modellbildung* werden im Rahmen experimenteller Untersuchungen primär die Ursache-Wirkungsbeziehungen (Input-/Outputvariablen) des Systems beleuchtet, ohne dabei interne Systemkomponenten und deren Interaktionen weiter zu berücksichtigen. Die in diesem Kontext identifizierten, systemrelevanten Eingangs- und Ausgangsgrößen determinieren schließlich das resultierende pragmatische Modell, welches modelltypisch auch als Black-Box-Modell bezeichnet wird (Kracht et al., 1994; Perl, 2002b).

Ein weiterführender Ansatz im Feld der informatischen Modellbildung im Sport sind sogenannte Metamodelle. Während ein klassisches Modell ein Abbild eines Systems darstellt, ist ein Metamodell ein abstrahierendes Modell von phänomenspezifisch ähnlichen Modellen, welches auf allgemeingültigen mathematischen Struktureigenschaften beruht. Prägendes Merkmal der Metamodelle ist die Abstraktion der realen Systemgegebenheiten auf grundlegende universelle, strukturelle Eigenschaften. Metamodelle liefern eine Zustandsdiagnose, Verhaltensprognose und Prozesssimulation der zugrunde liegenden Modelle. Anhand der Modellerkenntnisse lassen sich in der Folge neue Modellableitungen generieren (Mester & Perl, 2000, 47; Perl, 2002b, 83ff.).

Nach erfolgreicher Modellbildung dient die computergestützte Simulation der Abbildung und Prognose des Modellverhaltens des betrachteten Systems (Perl & Uthmann, 1997). Im Kontext der Fragestellung dieser Arbeit ist insbesondere der Zusammenhang zwischen realisiertem Training und der daraus resultierenden Leistungsentwicklung von besonderer Bedeutung. Auf der Basis einer sportartspezifisch anwendbaren Modellstruktur könnten Trainingsinterventionen gezielt geplant, Leistungsreserven erschlossen und Spitzenleistungen zielgenau erarbeitet werden. Darüber hinaus ließen sich Prognosen über künftige Leistungsentwicklungen erstellen.

3.2 Trainings- und Leistungssteuerung

Im Hinblick eines, auf die Erzielung sportlicher Höchstleistungen ausgerichteten Trainings kommt der wissenschaftlich fundierten Trainings- und Leistungssteuerung (Außenperspektive sportlichen Trainings; vgl. Kapitel 2.3) eine elementare Aufgabe zu. Vor allem im Bereich des Hochleistungssports wurden daher in den beteiligten Wissenschaftsdisziplinen, unter Verwendung moderner Computersysteme, verstärkt Anstrengungen unternommen, diesen Bereich weiter zu entwickeln und somit weitere Leistungsreserven im sportlichen Training zu erschließen (Hoffmann, 2008, 435f.). Durch die Professionalisierung des Freizeitsports, insbesondere in konditionell determinierten Sportarten (Marathon-, Radmarathon-, Triathlon-Veranstaltungen, etc.)

sowie die Kommerzialisierung im Bereich des Gesundheits- und Fitnesssports, spielt auch hier zunehmend eine fundierte Trainings- und Leistungssteuerung eine wichtige Rolle. Diese Entwicklung ist über den in der Trainingswissenschaft proklamierten offenen Ansatz und die damit verbundene Ausweitung trainingswissenschaftlicher Betrachtungen auch auf Bereiche außerhalb des Leistungs- und Hochleistungssports bereits fest verankert (vgl. Kapitel 2.2).

Eine Zielstellung der Trainings- und Leistungssteuerung ist die Überprüfung der Trainingswirksamkeit in Bezug auf die definierten Trainingsaufgaben und die zugehörigen Leistungsziele, vor dem Hintergrund einer fortlaufenden Intervention im Trainingsprozess. Ein weiterer wichtiger Punkt ist die Erschließung von Leistungsreserven auf der Basis moderner Auswertungsmethoden im Bereich der Trainings-, Leistungs- und Wettkampfdiagnostik. Die Komplexität der Trainingsmaßnahmen und der daraus resultierenden sportlerbezogenen Leistungsentwicklung stellt hohe Anforderungen an das Instrumentarium der Trainings- und Leistungssteuerung (Hoffmann, 2008, 437f.).

Die Begriffe Trainings- und Leistungssteuerung gehen auf kybernetische Modellvorstellungen zurück (vgl. Kapitel 3.2.3) und werden, mit Bezug auf den täglichen Sprachgebrauch, auch im wissenschaftlichen Bereich, synonym für Steuerungs- und Regelungsprozesse verwendet (Grosser et al., 1986, 12f.).

3.2.1 Wissenschaftstheoretische Einordnung

Vor dem Hintergrund der wissenschaftstheoretischen Einordnung der Trainingswirkungsanalyse in die Modellstruktur der Trainings- und Leistungssteuerung werden zunächst die grundlegenden modelltheoretischen Zusammenhänge und deren Bestandteile erläutert. Der strukturelle Aufbau (Instrumentarium) und die modelltheoretische Einordnung der Trainingswirkungsanalyse im Rahmen der Trainings- und Leistungssteuerung erfolgen vor dem Hintergrund, Implikationen für eine geeignete Trainingswirkungsanalyse zu erarbeiten.

Die weiteren Ausführungen zur Trainings- und Leistungssteuerung orientieren sich am systemtheoretischen Ansatz der Trainingssteuerung nach Hohmann (1994, 12ff.). Begriffsdefinitorisch bezieht sich dieser Ansatz ausschließlich auf den Terminus der Trainingssteuerung und umfasst inhaltlich die aufeinander abgestimmten Prozesse der Trainingsplanung, Trainingsdurchführung, Trainingskontrolle und Trainingsauswertung. Hohmann et al. (2007, 172) definieren Trainingssteuerung in Anlehnung an den offenen Trainingsbegriff (vgl. Kapitel 2.2) als die *„gewichtete kurz-, mittel- und langfristige Abstimmung und Ausführung aller Planungs-, Trainings-, Kontroll- und Lenkungsmaßnahmen eines Trainingsprozesses zur Erreichung der Trainingsziele“*.

Der Arbeitsschritt der Trainingsplanung ist eine wesentliche Komponente in der Trainingssteuerung, da hier gedanklich *„Vorentscheidungen über Trainingsziele, Trainingsstruktur und Trainingsablauf (einschließlich der Durchführung, Kontrolle und Auswertung des Trainings) getroffen“* (Hohmann et al., 2007, 178) werden.



Abb. 2. Modell der Trainingssteuerung (mod. nach Hohmann, 1994, 14).

Die konzeptionelle Umsetzung der *Trainingsplanung* erfolgt in Form eines Trainingsplans, der, in Abhängigkeit der Zielgruppe, einen geeigneten Maßnahmenplan über einen definierten Zeitraum (kurz-, mittel- und langfristig) umfasst und eine Feed-Forward-Funktion für die Trainingsdurchführung übernimmt. Ausgehend vom individuellen Leistungsstand eines Sportlers erfolgt die Trainingsplanung unter Berücksichtigung der Interaktionen zwischen den trainingswissenschaftlichen Gegenstandsbereichen Training, Leistungsfähigkeit und Wettkampf. Von elementarer Bedeutung für eine zielorientierte Leistungsentwicklung ist die perfekte Abstimmung der Trainingsstruktur, bestehend aus Art, Umfang, Intensität und Reihenfolge der Trainingsinterventionen (Hoffmann, 2008, 443ff.; Hohmann et al., 2007, 178ff.). Die Trainingsplanung mündet in die trainingspraktische Umsetzung (*Trainingsdurchführung*) der Planvorgaben.

Die Arbeitsschritte der *Trainingskontrolle* und *Trainingsauswertung* werden von Hohmann et al. (2007, 188f.) unter dem Begriff Trainingsdiagnostik⁴ (im Folgenden als Trainingswirkungsdiagnostik bezeichnet) zusammengefasst und bilden die Basis für fortlaufende, revidierende Rückinformationen an die Trainingsplanung (Korrekturplanung). Die Trainingswirkungsdiagnostik unterstützt die subjektiven Trainerentscheidungen durch objektiv, im Trainingsprozess gemessene Daten und ist somit ein wichtiger Bestandteil einer qualifizierten Trainingsplanung im Kontext der Trainingssteuerung.

Die Trainingswirkungsdiagnostik umfasst drei aufeinander aufbauende Beurteilungsebenen. Auf der basalen Ebene der Trainingskontrolle werden zunächst die Ist-Daten des Trainings (Trainingsprotokollierung) und der Leistung (Leistungskontrolle) erfasst. Im anschließenden Arbeitsschritt der Trainingsauswertung werden die Ist-

⁴ Die homonyme Verwendung des Begriffs Trainingsdiagnostik, sowohl als Oberbegriff für die Arbeitsschritte der Trainingskontrolle und Trainingsauswertung, als auch für die in diesen Arbeitsschritten verwendete trainingswissenschaftliche Diagnostik (Trainings-, Leistungs- und Wettkampfdiagnostik), macht eine weitergehende begriffliche Differenzierung in künftigen Modellansätzen zur Trainingssteuerung sinnvoll. In der Folge wird daher der Oberbegriff Trainingswirkungsdiagnostik als Oberbegriff für die Arbeitsschritte der Trainingskontrolle und Trainingsauswertung eingeführt.

Daten einer strukturellen Analyse unterzogen und mit den Sollwerten aus der Trainingsplanung verglichen (Trainings- und Leistungsverlaufsanalyse). Die höchste Beurteilungsebene wird durch die *Trainingswirkungsanalyse* repräsentiert, welche die jeweiligen Ist-Werte der Trainings- und Leistungsdaten in Bezug setzt (Input-Output-Relation) und damit die Aufklärung des Zusammenhangs zwischen realisiertem Training und der resultierenden Leistungsentwicklung zur Aufgabe hat (Hohmann et al., 2007, 188f.).

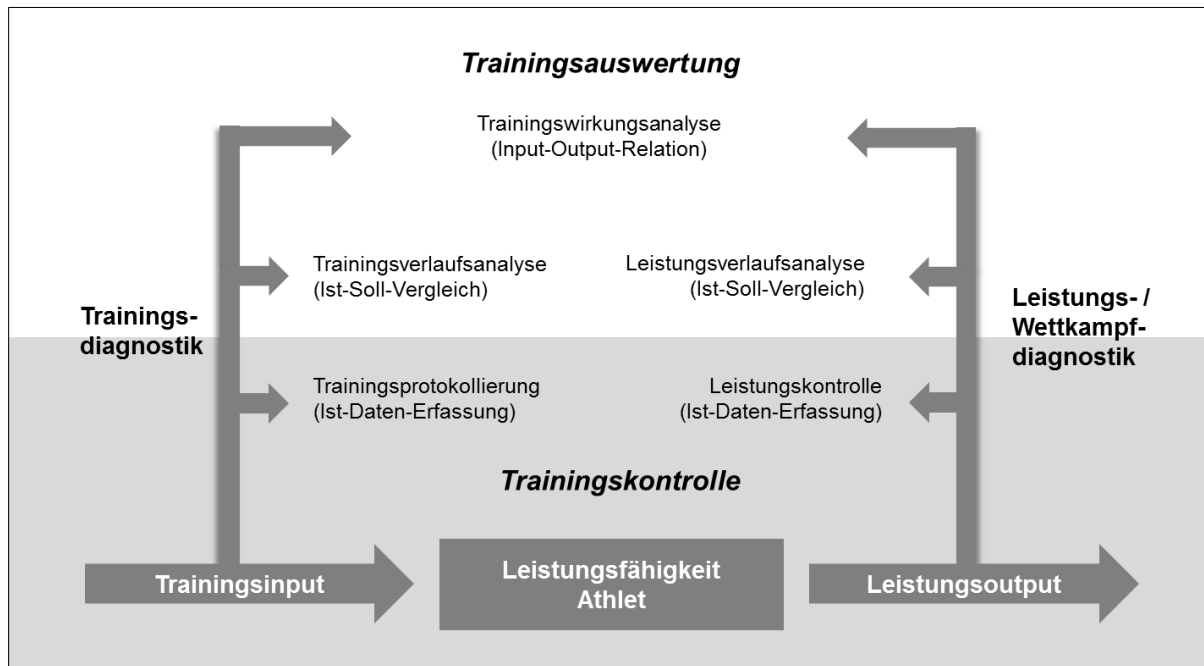


Abb. 3. Trainingswirkungsanalyse im Kontext von Trainingsinput und Leistungsoutput (mod. nach Hohmann et al., 2007, 189)

Die auf Ist-Daten basierende Trainingswirkungsanalyse gründet auf einer regelmäßigen, möglichst engmaschigen Erfassung der Trainings- und Leistungsdaten durch Trainingsprotokollierung und Leistungskontrolle. Die *Trainingsprotokollierung* geschieht auf der Grundlage eines standardisierten Trainingsprotokolls, das die einzelnen Trainingseinheiten in trainingsmethodisch relevanten Kategorien quantitativ beschreibt. Die Art und Struktur der Trainingsaufzeichnungen orientiert sich an den sportartspezifischen Besonderheiten (Trainingsbereiche, Trainingsumfang, Trainingsmethoden, Belastungs-/Beanspruchungsparameter, etc.). Eine differenzierte Trainingsprotokollierung und Trainingsdokumentation bildet in Verbindung mit verlaufsanalytischen Erkenntnissen die Basis einer wirkungsvollen Trainingsdiagnostik (Hoffmann, 2008, 451; Hohmann et al., 2007, 191f.).

Im Rahmen der *Leistungskontrolle* werden Trainings- und Wettkampfsituationen analysiert und hierzu Verfahren der Leistungs- und Wettkampfdiagnostik eingesetzt (Hohmann et al., 2007, 191f.). Leistungsdiagnostische Untersuchungen lassen sich in zentrale und dezentrale Diagnostiken differenzieren. Die zentrale Leistungsdiagnostik findet unter standardisierten Bedingungen (meist Laborsituation) statt und basiert auf einem komplexen Prüfprogramm (komplexe Leistungsdiagnostik). Demgegenüber ist die dezentrale Leistungsdiagnostik vorwiegend ein Instrument zur

Überprüfung einzelner Leistungskomponenten im Trainingsprozess, welche unter den örtlichen Trainingsgegebenheiten durchgeführt werden (Hoffmann, 2008, 448). Grundsätzlich lassen sich statusdiagnostische Betrachtungen zur Identifikation der Stärken und Schwächen (Querschnittanalyse) von prozessdiagnostischen Betrachtungen zur Aufdeckung trainings- und verlaufsbezogener Entwicklungen (Längsschnittanalyse) unterscheiden. Die Prozessdiagnostik besitzt einzelfallbezogenen Charakter und setzt eine hohe Dichte der Messwerte voraus, um verlaufsbezogene Informationen generieren zu können. Das zugrunde liegende Testverfahren muss daher insbesondere aus motivationaler Sicht entsprechend regelmäßig reproduzierbar sein. Bei der Auswahl der einzusetzenden Testverfahren müssen die Gütekriterien der Objektivität, Reliabilität und Validität berücksichtigt werden, um aussagekräftige und vergleichbare Ergebnisse zu generieren (Hohmann et al., 2007, 191f.).

Die *Wettkampfdiagnostik* bietet aus trainingspraktischer Sicht, neben dem interindividuellen, rein wettkampfsportlichen Vergleich, die Möglichkeit für intraindividuelle Leistungsvergleiche im Hinblick auf die weitere Trainingssteuerung und für Verhaltensanalysen, welche direkt für Lenkungsaufgaben im Wettkampf genutzt werden können. Speziell aus anwendungsorientierter Sicht sind wettkampfdiagnostische Befunde besonders wertvoll, da sie über eine hohe externe Validität hinsichtlich der weiteren Trainings- und Wettkampfsteuerung verfügen. Die Wettkampfdiagnostik schließt, neben einer Reihe weiterer Zielstellungen, auch die Sportartanalyse ein. In diesem Kontext liefern Struktur-, Belastungs- und Weltstandsanalysen einen umfassenden Einblick in die betrachtete Sportart. In Abhängigkeit des altersklassen- und leistungsspezifischen Belastungsprofils lassen sich die sportartspezifischen Leistungsanforderungen objektivieren und in ein Anforderungsprofil mit Normvorgaben überführen. Hierbei sind wettkampfspezifische externe (Belastung) und interne (Beanspruchung) Parameter zu berücksichtigen (Hohmann et al., 2007, 215f., 229f.).

Die Trainingswirkungsanalyse ist ein retrospektives Verfahren, welches in der Lage ist, die Wirkungszusammenhänge zwischen Trainingsinput und Leistungsoutput aufzudecken (Input-Output-Relation) und damit Rückschlüsse über die individuelle Adaptationscharakteristik eines Sportlers sowie dessen Leistungsfähigkeit zu generieren. Im Hinblick auf die Optimierung der Leistungsfähigkeit und die Erschließung individueller Leistungsreserven bietet dieses Verfahren, in Kombination mit einem geeigneten Test- und Auswertungsinstrumentarium, ein erhebliches trainingspraktisches Potential (Erkenntnisfunktion für die weitere Trainingssteuerung). Aus den Erkenntnissen über das individuelle Adaptationsverhalten eines Sportlers lassen sich mit geeigneten Methoden in einem zweiten Schritt zudem Aussagen über künftige Leistungsentwicklungen im Sinne einer Leistungsprognose treffen.

Speziell im Bereich des Spitzensports sind experimentellen Untersuchungen enge Grenzen gesetzt, da karrierebedingt Sportler und Trainer eine zielführende Leistungsentwicklung anstreben und daher nur zieloptimale Treatments⁵ Anwendung

⁵ Unabhängige Variable in einem experimentellen Versuchsdesign (Patry, 1982, 25f.).

finden. Der forschungsmethodische Einsatz von randomisierten Kontrollgruppen mit untergeordnetem oder fehlendem Treatment ist daher in der Praxis nur schwer realisierbar. Dennoch lassen sich in der Trainingswissenschaft Trainingseffekte aufgrund der resultierenden Adaptationsreaktionen und Niveauänderungen mittels valider Messinstrumente in der Regel gut erfassen und interpretieren. In Abgrenzung zu Lern- und Verhaltensanpassungen beruhen trainingsbedingte Anpassungen wesentlich auf gefestigten Adaptationseffekten und werden durch reizwirksame, „*nicht-banale*“ (vgl. Frey & Frenz, 1982, 253) Trainingsmaßnahmen ausgelöst. Trainingseffekte lassen sich demzufolge kausal schlüssig den entsprechenden Trainingsreizen zuordnen (Hohmann, 1999, 23f.).

Aufgrund des einzelfallbezogenen, individuellen Charakters des Trainingsprozesses können die in der Trainingswirkungsanalyse erhobenen Trainings- und Leistungsdaten, im Rahmen der trainingswissenschaftlichen Feldforschung, über Verfahren der einzelfallanalytischen Veränderungsmessung analysiert werden. Bei fehlender Kontrollgruppe bieten diese Verfahren aus forschungsmethodologischer Sicht einen praktikablen Lösungsansatz (Hohmann, 1999, 23f.). In Abhängigkeit des Forschungsziels lassen sich hierbei strukturbezogene Verlaufsanalysen (Trainings- und Leistungsverlaufsanalyse) und effektbezogene Komponentenanalysen (Trainingswirkungsanalyse) differenzieren. Auf der Basis computergestützter Auswertungen finden bei der einzelfallbezogenen Trainingswirkungsanalyse non-parametrische, parametrische und kombinierte Verfahren, zur Analyse von Ist-Istwert-Differenzen bzw. Ist-Istwert-Zusammenhängen, Anwendung. Die Selektion der relevanten Verfahren wird bestimmt durch das Skalenniveau, das Testdesign und die verfügbare Datendichte (Hohmann et al., 2007, 193f.).

Aus strukturanalytischer Sicht hat die Komplexität der Interaktionen im Trainingsprozess bei der Entwicklung von Modellvorstellungen im Bereich der Trainingssteuerung dazu geführt, dass verschiedene modelltheoretische Ansätze Einzug in die trainingswissenschaftliche Literatur gefunden haben. Zu erwähnen sind hier insbesondere der *pädagogisch-didaktische*, der *kybernetische* und der *komplex-dynamische (synergetische)* Ansatz zur Charakterisierung und Abbildung der Trainings- und Leistungssteuerung (Hoffmann, 2008, 435ff.; Hohmann et al., 2007, 170ff.).

3.2.2 Pädagogisch-didaktischer Ansatz

Der pädagogisch-didaktische Ansatz der Trainingssteuerung geht auf Ausführungen von Harre (1975) zurück, der, in Abgrenzung zu den bis dahin vorherrschenden, primär biologisch-medizinisch geprägten Ansätzen, den Trainingsprozess als ganzheitliche Erziehungsaufgabe interpretiert und hierzu die didaktischen Kategorien Trainingsziel, Trainingsinhalt, Trainingsmethode und Trainingsmittel implementiert. Zudem benennt er erstmals acht Grundsätze des Trainings (Trainingsprinzipien): Bewusstheit, ansteigende Belastung, ganzjährige Belastung, Periodisierung und zyklische Gestaltung der Belastung, Systematik, Anschaulichkeit, Fasslichkeit und Dauerhaftigkeit. Die postulierten Grundsätze des Trainings sind die Basis für nach-

folgend in trainingswissenschaftlichen Fachbüchern erschienene Trainingsprinzipien (vgl. Letzelter, 1978, 41ff.; Martin et al., 1991, 38ff.; Schnabel, 1997b, 203ff.; Wein-eck, 1985, 20ff.). Als Hauptaufgaben sportlichen Trainings werden in diesem Kontext die körperliche, intellektuelle, sporttechnische und taktische Vorbereitung sowie die Erziehung genannt.

Nach dem Vorbild der unterrichtstheoretischen Sportdidaktik (Größing, 1975, 32ff.) erweitert Letzelter (1978, 19ff.) das bestehende Konzept um die wechselseitige Verflechtung (Implikationszusammenhang) der didaktischen Kategorien. Unter dem Primat der Trainingsziele werden die didaktischen Kategorien zusammen mit den Trainingsprinzipien in der Trainingssteuerung verankert. Die pädagogisch geprägten Trainingsprinzipien Bewusstheit, Anschaulichkeit und Fasslichkeit werden durch die Prinzipien Belastung und Erholung, Entwicklungsgemäßheit, Variation der Trainingsbelastung sowie Individualität und Dauerhaftigkeit ersetzt (Letzelter, 1978, 41ff.). Über die Anzahl der Trainingsprinzipien gibt es seither in der trainingswissenschaftlichen Literatur keinen Konsens (Friedrich & Moeller, 1999). Hohmann und Lames (2002) stellen fest, dass das Streben nach einem umfassenden System der Trainingsprinzipien zu inflationären Entwicklungen in diesem Fachbereich führte. Anhand einer propositionalen Betrachtung ordnen sie die Trainingsprinzipien dem Wissensbestand der Trainingslehre zu und grenzen sie hierdurch von der Trainingswissenschaft ab.

3.2.3 Kybernetischer Ansatz

Die Kybernetik geht zurück auf Ansätze von Wiener (1968), der 1947 den Begriff aus dem griechischen Wort „Steuermann“ ableitete und den Fachbereich als Wissenschaftsdisziplin begründete. Auf der Basis eines interdisziplinären Ansatzes verbindet die Kybernetik dabei verschiedene wissenschaftliche Fachrichtungen und fokussiert sich auf die Beschreibung von Steuerungs- und Regelungsprozessen im Sinne einer mechanistischen Betrachtungsweise. Unter dem Begriff der *Steuerung* wird die Beeinflussung einer Regelgröße in einem dynamischen System mittels Soll-Ist-Vergleich in Bezug auf eine Zielvorgabe verstanden. In Abgrenzung dazu wird von einer *Regelung* gesprochen, wenn in einem dynamischen System durch Rückkopplungsprozesse der Regelgröße zur Steuergröße das Systemgeschehen determiniert wird. Die grundlegenden kybernetischen Modellzusammenhänge werden über mathematisch deterministische Beziehungen charakterisiert (Hoffmann, 2008, 436f.).

Im Bereich der Trainingssteuerung gehen kybernetische Ansätze insbesondere auf Zaciorskij (1971, 1972) zurück, der in zahlreichen Veröffentlichungen dieses Themengebiet erschlossen hat. Die in der Folge von Grosser et al. (1986, 31ff.) vorgenommene Subsumierung der Trainingsprinzipien unter dem Oberbegriff der biologischen Adaptation (Primat der Superkompensation) und deren Kombination mit kybernetischen Modellvorstellungen haben dazu geführt, dass der pädagogische Ansatz der Trainingssteuerung durch eine mechanistische Trainingsauffassung abgelöst wurde (Hohmann & Lames, 2002).

In der Trainingswissenschaft haben kybernetische Ansätze für die Betrachtung und Analyse der Trainingssteuerung eine wichtige Bedeutung zur mathematisch exakten Beschreibung und Erklärung von System- und Prozesszusammenhängen eingenommen. Die dabei verwendeten Modelle (der Regelung und Steuerung) basieren im Wesentlichen auf Modelltheorien aus dem Bereich der Systemtechnik. Die vorwiegend aus den Ingenieurwissenschaften entlehnten kybernetischen Ansätze haben in der trainingswissenschaftlichen Literatur, nicht zuletzt aufgrund ihrer leicht verständlichen Struktur und der einfachen trainingspraktischen Anwendung, eine hohe Verbreitung gefunden (Hoffmann, 2008, 436f.; Hohmann et al., 2007, 171ff.). Die in Kapitel 3.2.1 aufgezeigte strukturelle Einordnung der Trainingswirkungsanalyse im Rahmen der Trainingssteuerung basiert ebenfalls auf kybernetischen Modellvorstellungen.

Aus kybernetischer Sicht lassen sich die trainingsbedingt ablaufenden Adaptationsprozesse modelltheoretisch zielgenau und zeitlich abgestimmt planen. Grundlage hierfür ist die Annahme eines funktionalen Zusammenhangs zwischen dem Trainingsinput und der resultierenden Beanspruchungsreaktion. Die Beanspruchung lässt sich als Funktion der Belastbarkeit und Reize (Art, Umfang, Dichte, Häufigkeit, Höhe) darstellen (Letzelter, 1978, 30ff.).

Kybernetisch wird die Trainingssteuerung über ein Regelkreismodell dargestellt, in welchem die sportliche Leistung modelltheoretisch durch die Trainingsbelastung präzise steuerbar ist. In der Trainingsauswertung werden, per Soll-Ist-Vergleich mit der Trainingsplanung, einzelfallorientiert die relevanten Parameter für die weitere Trainingsdurchführung ermittelt und revidierende Eingriffe vorgenommen. Das Regelkreismodell der Trainingssteuerung ist damit in der Lage den prozessualen Charakter sportlichen Trainings zu erfassen, auf externe Einflüsse (Störgrößen) zu reagieren und Rückkopplungseffekte abzubilden (Hohmann et al., 2007, 171ff.).

Die mechanistische und mathematisch determinierte Grundstruktur kybernetischer Ansätze ist in Bezug auf deren Übertrag auf trainingswissenschaftliche Fragestellungen Auslöser für Kritik. Hohmann und Lames (2002) merken an, dass die in kybernetischen Modellvorstellungen postulierte vollständige mathematische Beschreibbarkeit und exakte Steuerbarkeit des kompletten Trainingsprozesses aufgrund der Komplexität der ablaufenden Teilprozesse empirisch nur bedingt abbildbar ist. Dennoch sind klassische reduktionistische Ansätze nicht als obsolet zu bezeichnen, liefern sie doch grundlegende Einblicke in die Struktur komplexer Prozesse und ermöglichen die Evaluation elementarer Systembausteine. Um komplexe Strukturen und Wirkungszusammenhänge empirisch belegen zu können, werden nach dem Prinzip des Reduktionismus Teilprozesse sportlichen Trainings daher unter konstanten Rahmenbedingungen analysiert und hierdurch Rückschlüsse auf den Gesamtprozess gezogen (Gerok, 1989, 20ff.). Bei kartesischer Betrachtung der Effekte sportlichen Trainings werden in der sportwissenschaftlichen Empirie typischerweise inferenzstatistische Methoden eingesetzt. Die grundlegenden deterministisch linearen mathematischen Modellvorstellungen werden mithilfe von Pre-Post-Testdesigns überprüft (Pfeiffer, 2008, 13f.).

3.2.4 Komplex-dynamischer und synergetischer Ansatz

Ausgehend von den Grenzen der kybernetischen Modellvorstellungen (vgl. Kapitel 3.2.3) und der Vernetztheit des Trainingsprozesses wurden Versuche unternommen komplex-dynamische Ansätze zu entwickeln. Eine Vorreiterrolle in diesem Bereich übernimmt das in Kapitel 2.3 vorgestellte Belastungs-Beanspruchungs-Modell (Schnabel, 1994, 63), welches die sportliche Leistung als Relation von Belastung und Beanspruchung in einem komplex-dynamischen Prozess beschreibt und damit die Vernetzung der Teilprozesse aufgreift.

In Abgrenzung zu kybernetischen Modellvorstellungen verweisen Hohmann et al. (2007, 175f.) auf die komplex-dynamisch ablaufenden Anpassungsprozesse auf mikro- und makroskopischer Ebene und grenzen in Anlehnung an von Foerster (1988) das lineare Reiz-Reaktionsmuster einer trivialen Maschine (kybernetischer Ansatz) vom nicht linearen Verhalten einer nicht trivialen Maschine (dynamischer Ansatz) ab. Hottenrott und Neumann (2010b, 245f.) erweitern dieses Reiz-Reaktions-Modell um die Komponente chronischer Belastungen und Reizfolgen (komplex-dynamischer Ansatz).

Vor dem Hintergrund der Komplexität und Dynamik des Trainingsprozesses beschreiben Hohmann et al. (2007, 174ff.) den systemtheoretisch synergetischen Ansatz der Trainingssteuerung. Als Disziplin der Strukturwissenschaft analysiert die *Synergetik* das Zusammenwirken von Elementen in komplexen Systemen (Haken, 1983). Unter dem Modellverständnis der Selbstorganisation, welches in der Physik am Beispiel des Lasers entwickelt und seither in andere Fachbereiche (z. B. Chemie, Biologie, Soziologie, Ökonomie) übertragen wurde, wird das Konzept auch in der Sportwissenschaft thematisiert (Blaser, 1994; Janssen, Carl, Schlicht & Wilhelm, 1996; Runde, 1994). Belastungen werden in diesem System als Kontrollparameter definiert, welche auf der Grundlage der Beanspruchungsreaktionen Selbstorganisationsprozesse auslösen und somit den gewünschten Ordnungszustand, in Form einer zustandsbezogenen Leistung, herstellen (Hoffmann, 2008, 436).

Der synergetische Ansatz ist mit Erkenntnissen aus der Trainingspraxis vereinbar und in der Lage theoretisch zahlreiche Zusammenhänge im komplexen Wechselwirkungsprozess sportlichen Trainings zu beschreiben. Im Trainingsprozess werden über den Kontrollparameter Trainingsbelastung (Trainingsinput) durch Selbstorganisation geordnete Outputstrukturen in Bezug auf die sportliche Leistung hergestellt. Diese sind durch eine gewisse zeitliche Stabilität gekennzeichnet und werden als Attraktoren bezeichnet. Im zeitlichen Verlauf des Trainingsprozesses sind Trainingsphasen mit stabiler Formausprägung (Ordnungszustände), gefolgt von Phasenübergängen, zu verzeichnen. Das Niveau der sportlichen Form wird über den, nach einer Einschwingzeit, eingenommenen Ordnungszustand determiniert. Die in Abhängigkeit der Trainingsbelastung zeitliche Stabilität des Ordnungszustandes geht mit Erfahrungen aus der Trainingspraxis konform, wonach infolge einer Belastungsreduktion das vorherrschende Leistungsniveau zeitlich befristet noch aufrechterhalten bleibt (Hohmann et al., 2007, 176f.).

Der synergetische Ansatz zur Beschreibung der Trainingssteuerung verfügt über eine hohe theoretische Erklärungskompetenz. Hohmann et al. (2007, 174ff.) stellen fest, dass synergetische Konzepte daher in der Sportwissenschaft einerseits bereits intensiv diskutiert wurden, andererseits jedoch bisher kaum in Forschungsansätzen Verwendung fanden. Dies spiegelt sich auch in der Tatsache wider, dass es diesem Ansatz noch an einer ausreichenden empirischen Validierung mangelt (vgl. auch Ganter, 2010).

3.3 Trainingswissenschaftliche Adaptationsmodelle

Zentrales Element der Betrachtungen im Hinblick auf eine gezielte Leistungsentwicklung im Trainingsprozess ist das inhaltliche und zeitliche Verständnis der trainingsbedingt ablaufenden Adaptationsprozesse. Um die komplexen Wirkungszusammenhänge im Kontext sportlichen Trainings verstehen zu können, sind modelltheoretische Überlegungen zu diesem Gegenstandsbereich notwendig. Hierzu ist der Prozess sportlichen Trainings zu operationalisieren und im Kontext der ablaufenden Adaptationsprozesse zu beleuchten.

Die Trainingswirkungsanalyse, als höchste Auswertungsinstanz der Trainingssteuerung, fokussiert sich auf die, durch das individuelle Adaptationsverhalten des Sportlers, determinierten Zusammenhänge zwischen sportlichem Training und resultierender sportlicher Leistungsfähigkeit. Zur Klärung dieser komplexen Wirkungszusammenhänge wurden in der trainingswissenschaftlichen Literatur verschiedene abstrahierende Modelltheorien körperlicher Anpassung (Adaptation und Informationsorganisation) vorgestellt. Hohmann et al. (2007, 161ff.; vgl. Kapitel 2.3) bezeichnen diese auch als die Innenperspektive sportlichen Trainings. Aufgrund der primär konditionellen Determinierung der Sportart Radsport (vgl. Kapitel 4) werden im Folgenden Modellansätze mit vorrangigem Bezug auf die Leistungsveränderung durch Adaptation im Sinne einer morphologisch-funktionellen Anpassung charakterisiert (vgl. Harre, 2008a, 87ff.).

3.3.1 Wissenschaftliche Grundlagen

Harre (1975, 66) definiert Adaptation im Sinn einer positiven Leistungsentwicklung, als die, durch sportliches Training ausgelöste (belastungsinduzierte), Optimierung der physischen und psychischen Funktionssysteme und die Anpassung an externe Rahmenbedingungen. Aus systemischer Sicht greift dieser Ansatz jedoch nicht weit genug, da in Anlehnung an Erfahrungen aus der Trainingspraxis auch negative Entwicklungen (Leistungsinderung) berücksichtigt werden müssen. Hohmann et al. (2007, 163) wählen einen verlaufsoffenen Zugang und definieren Adaptation als eine „*anforderungsgerechte mittel- oder kurzfristige, jederzeit umkehrbare Sollwertverstellung organismischer Strukturen und Funktionen*“.

Erste Überlegungen zur funktionellen Anpassung auf äußere Reize gehen auf Arbeiten von Roux (1881) zurück, der Adaptationsmechanismen der Binde- und Stützgewebe untersuchte und daraus grundlegende biologisch-medizinische Erkenntnisse ableitete. Die Theorie der funktionellen Anpassung beruht dabei auf der Annahme, dass spezifisch funktionelle Reize im Gewebe eine stimulierende trophische Wirkung auslösen, welche Bildung, Aufbau und Überkompensation der verbrauchten Substanz zur Folge hat. Das postulierte Reiz-Reaktions-Schema wurde mit Untersuchungen zur Spongiosa-Struktur der Knochen sowie Hypertrophie und Atrophie der Muskulatur untermauert (Roux, 1895, 1905). Die modelltheoretischen Forschungsergebnisse von Roux sind von elementarer Bedeutung für das heutige Verständnis zur Funktionsweise der Humanadaptation in Bezug auf äußere Reize (Mester & Perl, 2000, 44f.).

Eine weitere wichtige Grundlage zum Verständnis von Adaptationsmechanismen sind die Ausführungen von Cannon (1932) zum Homöostase-Prinzip. Dieses geht von der Annahme aus, dass im menschlichen Körper mithilfe von Selbstorganisationsprozessen ein Gleichgewichtszustand (Homöostase) aufrechterhalten wird. Äußere Reize führen zur Störung der Homöostase (Heterostase) und resultieren in einer Reihe von simultan oder nacheinander ablaufenden Mechanismen zur Wiederherstellung eines neuen Gleichgewichts. Die Umstellungsreaktionen bewirken, in Abhängigkeit der Dauer und Intensität der Reizeinwirkung, neben der Wiederherstellung der Homöostase, auch entsprechende Adaptationsprozesse (Neumann & Schüler, 1994, 14ff.). Die Theorievorstellungen zum Homöostase-Prinzip wurden mit den realen Zustandsveränderungen des Blutzuckerspiegels, der Körperkerntemperatur sowie des Säure-Basen-Haushalts abgeglichen und hierdurch in ihrer Aussage bekräftigt (Cannon, 1932).

Das ursprüngliche Homöostase-Prinzip basierte auf stark mechanistischen Annahmen im Sinne eines kybernetischen Modells (Steuerung und Regelung; vgl. Kapitel 3.2.3). Neuere Überlegungen zur Dynamik biologischer Prozesse haben dazu geführt, dass neben dem Begriff der Homöostase die Termini Homöokinetik und Homöodynamik eingeführt wurden, um Abläufen in komplexen dynamischen biologischen Systemen (nicht linearen Modellen) gerecht zu werden (Hottenrott & Neumann, 2010a; Yates, 2008).

Im Bereich der trainingsinduzierten Adaptation lassen sich aus prozessualer Sicht aktuelle und dauerhafte Anpassungen differenzieren. Während aktuelle Veränderungen (Störung der Homöostase) einen singulären Trainingsreiz betreffen und zu dessen Bewältigung dienen, sind dauerhafte Anpassungen „*die Eigenschaft des Organismus, auf wiederholte überdurchschnittliche körperliche Mehrbelastungen mit zeitweilig dauerhaften funktionellen und morphologischen Veränderungen zu reagieren*“ (Harre, 2008a, 87). In der trainingswissenschaftlichen Literatur werden trainingsbedingte Anpassungen in Bezug auf die Leistungsfähigkeit eines Athleten in lang-, mittel- und kurzfristig verzögerte Trainingseffekte unterteilt (Werchoshanskij, 1988, 39ff., 122ff.). Kennzeichnend für die, infolge sportlicher Belastung durch Beanspruchung interner Leistungsvoraussetzungen, ausgelöste Adaptation ist eine *inter-*

und *intraindividuelle Variabilität* der Anpassungsprozesse. Identische Belastungen führen bei unterschiedlichen Sportlern zu differierenden Beanspruchungs- und Adaptationsreaktionen (*interindividuelle Variabilität*). Selbst leistungsgleiche Sportler können auf identische Belastungsreize völlig unterschiedlich reagieren (Balagué & Torrents, 2005, 9; Hohmann, 1994, 19f.). Auf der anderen Seite können identische Belastungen im saisonalen Verlauf, bezogen auf einen Sportler, zu abweichenden Beanspruchungsreaktionen (*intraindividuelle Variabilität*) führen (Schlicht, 1988, 24ff.).

Basierend auf den Erkenntnissen zum Adaptationsverhalten physiologischer Parameter wurden in der Trainingswissenschaft verschiedene Modellansätze im Bereich der trainingsinduzierten Adaptation diskutiert und teils auf trainingswissenschaftliche Fragestellungen übertragen. Aus trainingswissenschaftlicher Sicht sind hier insbesondere das Vier-Stufen-Modell der Anpassung (Neumann & Berbalk, 1991), das Superkompensationsmodell (Jakowlew, 1977) sowie das Modell der Proteinbiosynthese (Mader, 1990) zu nennen.

3.3.2 Vier-Stufen-Modell

Das Vier-Stufen-Modell der Anpassung wurde modelltheoretisch von Neumann und Berbalk (1991) konzipiert und basiert auf tierexperimentellen und trainingswissenschaftlichen Erkenntnissen. Konzeptionell sind die modellintern betrachteten körperlichen Anpassungsreaktionen von denen der Umstellung abzugrenzen. Während Umstellung nur die anforderungsgerechte Bewältigung einer singulären Belastung innerhalb der Amplituden der betroffenen Funktionssysteme beschreibt, bezeichnet Anpassung eine funktionelle und strukturelle Veränderung des Organismus auf eine chronische Belastungsstruktur. Das Beziehungsgefüge zwischen mehrmaliger Umstellung und daraus resultierender Anpassungsreaktion ist fließend und abhängig vom jeweiligen Funktionssystem (Neumann & Berbalk, 1991; Neumann & Schüler, 1994, 14ff.).

Als konstituierende Anpassungsstufen werden modellintern die Veränderung im Bewegungsprogramm, die Vergrößerung der Energiespeicher, die Optimierung geregelter Systeme und Strukturen sowie die Koordinierung leistungsbeeinflussender Systeme definiert (Hottenrott & Neumann, 2010b, 36ff.). Das vierstufige Anpassungsmodell basiert auf den physiologischen Adaptationsreaktionen des menschlichen Körpers, infolge sportlicher Belastung sowie deren zeitlicher Abfolge. Hottenrott und Neumann (2010a, 18) sehen daher die Relevanz des Modells vorwiegend auf konditionell geprägte Sportarten, mit gleichzeitig hohem Anteil an ausdauerorientiertem Training, limitiert.

Im Hinblick auf die Optimierung der Trainings- und Leistungssteuerung bietet dieser Modellansatz Erklärungspotential zur Strukturierung der Trainingsinterventionen und zum chronologischen Verständnis der intern ablaufenden physiologischen Prozesse. Bezogen auf individuelle trainingspraktische Fragestellungen bleiben jedoch wichtige

Aspekte unbeantwortet. Insbesondere das individuelle Adaptationsverhalten eines Sportlers in Bezug auf differierende chronische sportliche Belastungen lässt sich anhand der Modelltheorie nur theoretisch erklären, nicht aber zeitgenau beschreiben und prognostizieren.

3.3.3 Modell der Superkompensation

Grundlage zahlreicher trainingswissenschaftlicher Betrachtungen in Bezug auf Adaptationsprozesse ist das um 1950 entwickelte Superkompensationsmodell nach Jakowlew (1977). Dieses biochemische Adaptationsmodell basiert auf Tierexperimenten zum Muskelglykogengehalt während und nach körperlicher Belastung. Zeigt sich zunächst belastungsinduziert eine reduzierte Konzentration des Muskelglykogens, so kommt es in der Folge körperlicher Belastungen zu einer gesteigerten Glykogenresynthese und daraus resultierend zu Muskelglykogenkonzentrationen über den Startwerten. Bleiben im Anschluss weitere Belastungsreize aus, so schwingt sich das System im zeitlichen Verlauf wieder auf die Ausgangswerte ein. Das Adaptationsverhalten der überschießenden Wiederherstellung des Muskelglykogens nach intensiver körperlicher Belastung wird als Superkompensation bezeichnet.

Auf der Grundlage der ersten Erkenntnisse konnte die Superkompensation auch für Kreatinphosphat, Mitochondrienproteine sowie für Sarkoplasmproteine mit Enzymaktivität nachgewiesen werden (Jakowlew, 1977, 89ff.). Heute gilt es als gesichert, dass Superkompensation bei allen, während muskulärer Arbeit verbrauchten, veränderten und anschließend resynthetisierten Substanzen, mit Ausnahme von Adenosintriphosphat, stattfindet (Tschiene, 2006; Weineck, 2010, 51). Die infolge körperlicher Belastung ablaufenden Superkompensationsprozesse der beteiligten Substanzen unterscheiden sich hinsichtlich der zeitlichen Dauer des Wiederherstellungsprozesses, weshalb in diesem Zusammenhang auch vom Heterochronismus der Wiederherstellung nach Belastung gesprochen wird. (Martin, 1979, 59; Matwejew & Nowikow, 1982, 106; Wolkow, 1974, 169). Als Auslöser für Superkompensation konnte neben intensiver körperlicher Belastung auch emotional schmerzhafter Stress nachgewiesen werden. Hier zeigten sich stressbedingt superkompensatorische Veränderungen in der Konzentration der Ribonukleinsäure (RNS) und daraus abgeleitet in der RNS-Synthese, der Proteinbiosynthese sowie der Reaktion diverser Organgewichte (Meerson, 1984, 75ff.).

Umfang und Intensität der Superkompensation (Wiederherstellungsphase) stehen in direktem Zusammenhang mit der Intensität der Erschöpfungsprozesse. Somit gilt: Je intensiver der Verbrauch einer Substanz, desto schneller laufen deren Prozesse zur Restitution ab und folglich umso größer ist die daraus resultierende Superkompensation. Übersteigen Intensität und Umfang des Energieverbrauchs jedoch einen bestimmten Grenzwert, so sind die Superkompensationsprozesse verlangsamt und die zeitliche Dauer der Wiederherstellung ist verlängert (Jakowlew, 1977, 94).

Ausgehend von der Fähigkeit zur Trainierbarkeit des Organismus beschreibt Jakowlew (1977, 96f.) die Adaptationsmechanismen bei muskulärer Tätigkeit in Abhängigkeit ausgewählter Trainingsprinzipien und liefert damit einen ersten Übertrag des Superkompensationsprinzips auf trainingswissenschaftliche Themengebiete. Demnach ist zur optimalen Entwicklung der individuellen Leistungsfähigkeit der Wechsel von Belastung und Erholung zu beachten, um den unterschiedlichen Reaktionszeiten der Superkompensation, in Abhängigkeit von Umfang und Intensität der Belastung, Rechnung zu tragen (*Prinzip der optimalen Relation von Belastung und Erholung*). Zur Stabilisierung eines höheren Leistungsniveaus infolge von Superkompensation sind fortlaufend Belastungsreize zu setzen und diese entsprechend den Wiederherstellungsprozessen zeitlich zu koordinieren (*Prinzip des kontinuierlichen Trainings*). Mit zunehmendem Leistungsniveau fallen die Anpassungsreaktionen auf identische Reize immer geringer aus und machen eine Änderung der äußeren Belastungsreize notwendig (*Prinzip steigender Trainingsbelastungen*). Im Hinblick auf die praktische Anwendbarkeit der Superkompensation konstatiert Jakowlew (1977, 98) letztlich, dass, eingebettet in einen systematischen Trainingsprozess, körperliche Belastungen, zum Zeitpunkt der Superkompensation von Stoffwechselfparametern, die Option zu Leistungssteigerungen bieten.

In der sportwissenschaftlichen Literatur wurde das Superkompensationsmodell durch Harre (1975) aufgegriffen und auf trainingswissenschaftliche Fragestellungen angewandt. Harre (1975, 66ff.) beschreibt gesetzmäßige Beziehungen zwischen Belastung und Anpassung in Bezug auf den Trainingsprozess und instrumentalisiert hierzu das Superkompensationsmodell hinsichtlich Trainingshäufigkeit und Belastungsdosierung. In der Folge wurde das Modell der Superkompensation in Lehrbüchern der Trainingslehre (Grosser et al., 1986, 18ff.; Letzelter, 1978, 42ff.; Martin, 1979, 47ff.; Weineck, 1985, 18f.; Zimmermann, 1983, 423; Zintl, 1990, 17ff.) und vereinzelt im Bereich der Sportmedizin und Sportphysiologie (Bachl, 1985, 356f.; Hollmann & Hettinger, 1980, 118ff.; Neumann & Schüler, 1994, 200f.) zur Erklärung von Adaptation nach sportlicher Belastung bzw. zur Beschreibung des Trainingsprinzips, Wechsel von Belastung und Erholung, herangezogen. Aufgrund seines trivialen Charakters wurde das Superkompensationsmodell speziell in der Trainingspraxis seither zur Steuerung von Belastung und Erholung im Mikrozyklus vielfach eingesetzt.

Die universelle Anwendbarkeit des Superkompensationsmodells und dessen pauschaler Übertrag auf trainingswissenschaftliche Fragestellungen wird jedoch von verschiedenen Autoren kritisiert (Friedrich & Moeller, 1999; Hottenrott & Neumann, 2010a; Hottenrott & Neumann, 2010b, 246ff.; Mader, 1990; Martin et al., 1991; Mester & Perl, 2000, 44f.; Platonov, 2008; Schlicht, 1992, 32ff.). So sieht Platonov (2008) in der Übertragung der klassischen biochemischen Superkompensation (Jakowlew, 1977) auf wissenschaftlich unzulässige Bereiche den Hauptgrund für Fehlinterpretationen.

Im Mittelpunkt der anwendungsbezogenen Kritik stehen, die mangelnde Berücksichtigung der alters- und geschlechtsspezifischen Unterschiede im Hinblick auf Adaptationsprozesse, die Vernachlässigung des individuellen Trainingszustandes

sowie genetischer Grundvoraussetzungen. Weitere Ansatzpunkte für Kritik sind die fehlende Darstellbarkeit neuronaler Anpassungen, die praxisfremde Möglichkeit zur gleichzeitigen maximalen Ausprägung verschiedener konditioneller Fähigkeiten und das Fehlen von operationalisierbaren Parametern (Friedrich & Moeller, 1999).

Ein weiterer Kritikpunkt am Superkompensationsmodell liegt aus trainingswissenschaftlicher Sicht in dessen Modellstruktur begründet. Martin et al. (1991, 95ff.) konstatieren, dass belastungsinduzierte Superkompensation im Hinblick auf die Leistungsentwicklung empirisch bisher nicht modelladäquat belegt ist, und führen diese daher auch nicht unter den Trainingsprinzipien. Es ist davon auszugehen, dass Adaptationsmechanismen individuell ablaufen und auf der Basis der allgemeinen Superkompensationstheorie nicht umfassend geklärt werden können. Mader (1990, 41) erachtet vor allem das fehlende Regelungsprinzip des Superkompensationsmodells als problematisch. Aus kybernetischer Sicht weist das Modell daher eine unzureichende Stabilität auf und hält den regelungstechnischen Kriterien nicht stand. Die Übertragung der Grundvorstellung der Superkompensation auf den gesamten Trainingsprozess sieht auch Hottenrott und Neumann (2010a), vor dem Hintergrund kybernetischer Sichtweise, als unzulässig. Mader (1990, 41) reduziert daher den trainingswissenschaftlichen Gehalt der Superkompensation auf die Verlaufsbeschreibung der Leistungsentwicklung in Abhängigkeit einer kurzen intensiven Belastung.

Bei der Betrachtung von Adaptationsphänomenen im Leistungssport spielt, vor dem Hintergrund des langfristigen Leistungsaufbaus und einer optimalen Trainingssteuerung, das Verständnis des Adaptationsverhaltens auf chronische Belastungen eine entscheidende Rolle. Das Superkompensationsmodell im ursprünglichen Sinn beschreibt nur die biochemischen Anpassungen auf hochintensive singuläre Trainingsbelastungen. Mester und Perl (2000, 44) bezeichnen es daher als Homöostase-Modell und verweisen auf die damit verbundene Bedingung der Stationarität (Nullwachstum). Der Übertrag dieser Modellvorstellung auf die langfristige Adaptationschronologie eines Sportlers setzt modellseitig eine stetig positive Anpassungsreaktion auf Belastungssteigerungen (Summation der Superkompensationseffekte) voraus. Erfahrungen aus der Trainingspraxis zeigen aber, dass diese Annahme mit den realen Gegebenheiten nicht zu vereinen ist (Martin et al., 1991, 95). Die Interpretation der Adaptation auf kontinuierliche Belastungssteigerung ist daher ebenso kritisch zu beurteilen, wie die Erklärung negativer Trainingseffekte (Übertraining) im Sinne einer negativen Überlagerung von Trainingsbelastungen, bedingt durch zu hohe Belastungen oder zu geringe Erholungszeiten (Mader, 1990, 41). Bei der Betrachtung von Adaptationseffekten müssen neben den trainingsinduzierten Superkompensationseffekten auch kurz- und langfristige Kollapseffekte in die Betrachtung einbezogen werden (Mester & Perl, 2000, 44).

Zusammenfassend lässt sich konstatieren, dass das Modell der Superkompensation auch weiterhin Gültigkeit in Bezug auf das Adaptationsverhalten zahlreicher biochemischer Parameter, infolge sportlicher Belastung, hat. Der pauschale Übertrag der ursprünglichen Modellstruktur auf wissenschaftlich nicht bestätigte Bereiche (u.a.

trainingswissenschaftliche Themengebiete) ist Ausgangspunkt kontroverser wissenschaftlicher Disputationen zu diesem Thema (vgl. Tschiene, 2006).

3.3.4 Modell der Proteinbiosynthese

In Abgrenzung zum Superkompensationsmodell verweisen Martin et al. (1991, 95) auf neuere Erkenntnisse zur Trainingsanpassung und führen dabei den Terminus der Anpassungsreserve nach Mader (1990) an. Vor dem Hintergrund trainingspraktischer Erfahrungen gehen die Autoren in Bezug auf steigende Trainingsbelastungen von nicht unendlich fortsetzbaren Anpassungsmöglichkeiten aus und definieren das Anpassungsmaximum als die maximale Funktionskapazität. Die trainingsbedingte Anpassungsreserve wird somit als die Differenz zwischen der maximalen Funktionskapazität und der aktuellen Funktionskapazität angesehen. Ergänzend dazu beschreibt die Funktionsreserve die Differenz zwischen der aktuellen und der beanspruchten Funktionskapazität.

Bei der Betrachtung der Adaptationschronologie eines langfristigen Trainingsprozesses besteht ein asymptotischer Zusammenhang zwischen steigender sportlicher Belastung und der Entwicklung der individuellen Leistungsfähigkeit (Quantitätsgesetz des Trainings). Mit zunehmender Leistungsfähigkeit sind demnach überproportionale Belastungssteigerungen notwendig, um gleiche Effekte zu erzielen (Hohmann et al., 2007, 164).

Mader (1990) verweist bei der Interpretation der belastungsinduzierten Adaptation in Anlehnung an das Hypertrophie-Prinzip von Roux (1895) sowie physiologische Erkenntnisse zur Anpassung von Meerson (1969) auf den zellulären Proteinzyklus. Ursächlich für die Fähigkeit zur Anpassung auf sportliche Belastungen ist demzufolge der Proteinabbau und dessen Resynthese. Hintergrund dieser Aussage ist die Annahme, dass die sportliche Leistungsfähigkeit primär vom Proteinbestand der relevanten Teilsysteme abhängt. Betrachtet man beispielsweise die aerobe Leistungsfähigkeit, so ist insbesondere der Proteinbestand der mitochondrialen Subsysteme der Zelle leistungsbestimmend (Mader, 1990; Mader & Ulmer, 1995).

Unter steady-state-Bedingungen besteht ein Fließgleichgewicht zwischen dem Proteinverschleiß und der Proteinresynthese. Der Proteinabbau lässt sich dabei durch den funktionsbedingten, belastungsinduzierten Verbrauch und den parallel permanent ablaufenden nicht funktionsbedingten Verbrauch charakterisieren. Die Regelung der Proteinsynthese (Translation) zur Resynthetisierung der abgebauten Proteinmasse geschieht über mehrere Funktionsmechanismen. Zur modelltheoretischen Beschreibung dieses Regulationsvorgangs wurde von Mader (1990, 47) die Annahme getroffen, dass Proteinbruchstücke (transkriptionsaktivierender Cofaktor) aus dem Altproteinabbau die messenger-Ribonukleinsäure (mRNS) Synthese aktivieren. Die in Abhängigkeit des Altproteinabbaus, durch Aktivierung der Transkription, gesteigerte mRNS Konzentration, ist schließlich verantwortlich für die Aktivierung der Proteinsynthese (Mader, 1990, 42ff.).

Anhand der theoretischen Überlegungen zur Proteinsynthese wurde von Mader (1990) ein mathematisches Differenzialgleichungsmodell (Modell der Proteinbiosynthese) entwickelt, um Adaptationsverläufe computergestützt simulieren zu können. Die zugrunde liegenden quantitativen Änderungen der einzelnen biochemischen Modellkomponenten sowie deren Bezug zueinander werden jeweils durch nicht lineare Differenzialgleichungen repräsentiert. Aufgrund der komplexen molekularen Beziehungen und der vergleichsweise großen Anzahl an Modellkomponenten sind auch bei einfacher Betrachtung bereits fünf Differenzialgleichungen notwendig. Bei der simulativen Betrachtung der Modellkomponenten im zeitlichen Verlauf sind die Differenzialgleichungen über numerische Integrationsverfahren zu lösen (Mader & Ulmer, 1995, 38f.).

Das Simulationsmodell nach Mader (1990) wurde auf dessen Struktur- und Verhaltensgültigkeit in Bezug auf die zelluläre Proteinsynthese, überprüft und bestätigt (Mader & Ulmer, 1995, 38f.). Es ist in der Lage, den Superkompensationseffekt des Proteingehalts, der Proteinsynthese und der mRNS-Konzentration infolge einer kurzzeitigen hohen Belastung abzubilden (vgl. Kapitel 3.3.3). Auch die Effekte chronischer Belastungen, bis zur Ausschöpfung der maximalen Funktionskapazität, lassen sich simulationsbasiert darstellen. Hierbei sind in Abhängigkeit der funktionalen Belastungshöhe atrophische und hypertrophische Anpassungen der Proteinmasse simulierbar (Mader, 1990).

Ausgelöst durch erhöhte Belastung, bedingt durch sportliches Training und die resultierende Beanspruchung der Funktionssysteme, kommt es zum Verbrauch zellulärer Proteinmasse, mit der Folge einer gesteigerten Proteinbildung (Hypertrophie). Strukturelle Anpassungen im Sinne einer Leistungssteigerung äußern sich dabei in einer überschüssigen Proteinsynthese sowie einem neuen Fließgleichgewicht auf erhöhtem Niveau. Eine chronische Belastungsreduktion (verminderte Trainingsbelastung oder Trainingspause) führt in umgekehrter Weise zur Atrophie der Proteinmasse (Inaktivitätsatrophie).

Betrachtet man das Adaptationsverhalten der Proteinmasse unter steady-state-Bedingungen in Bezug auf definierte chronische Belastungen, so zeigt sich, ausgehend von den Ruhewerten, im Bereich niedriger und mittlerer Belastung eine positive Anpassung (Bereich aktiver Anpassung). Im Grenzbereich hoher chronischer Belastungen ergibt sich mit zunehmender Belastung, am Punkt der maximalen Proteinsynthese, simulativ ein Optimum der Anpassungshypertrophie der Proteinmasse. Jede weitere Steigerung der Belastungseinwirkung führt zu einer exponentiell wachsenden Konzentration des Transkriptionsaktivators und einer gesteigerten mRNS-Synthese. Bedingt durch den hohen Proteinabbau (Strukturverschleiß) und die Limitierung in der Proteinsynthese (Sättigung der Translation) kommt es in der Folge hierdurch zu einer Abnahme der Proteinmasse. Dieser Grenzbereich wird als Überlastungstoleranz des Organismus (Bereich negativer Anpassung) bezeichnet und besitzt eine belastungskompensierende Funktion zur Aufrechterhaltung der Körperfunktionen (Mader, 1990; Mader & Ulmer, 1995). Bezogen auf die Funktionskapazität des Sportlers geht Mader (1990, 55) davon aus, dass mit zunehmender

Proteinmasse auch die aktuelle Funktionskapazität proportional zunimmt. Während im Bereich der aktiven Anpassung die belastete Funktionskapazität gering und somit eine hohe Funktionsreserve vorhanden ist, nimmt im Bereich der Überlast die aktuelle Funktionskapazität, bei gleichzeitiger Steigerung der belasteten Funktionskapazität, ab. Dies bedingt eine hohe Ausschöpfung der chronisch vorhandenen Funktionsreserve bei gleichzeitiger Leistungsminderung.

Grafisch zeigt sich mit zunehmender Belastung ein umgekehrt U-förmiger Verlauf der belastungsinduziert resultierenden Proteinmasse und damit indirekt auch der sportlichen Leistungsfähigkeit (Mader, 1990, 54f.; Mader & Ulmer, 1995, 41). Der simulativ bestimmte Zusammenhang deckt sich mit den Erfahrungen aus der Praxis, wonach Adaptationsgrenzen bestehen und Übertrainingssituationen zu Kollapseffekten in Bezug auf die sportliche Leistung führen (Fry, Morton & Keast, 1991; Kuipers, 1998; Lehmann, Foster & Keul, 1993). Übertragen auf die sportliche Leistung wird in diesem Zusammenhang auch von der umgekehrten U-Funktion der Leistung bei linear wachsender Trainingsbelastung gesprochen (Mester & Perl, 2000).

Die modellbedingten Simulationsergebnisse erster Untersuchungen der Proteinsynthese liefern Einblicke in die basalen Mechanismen von Übertrainingssyndromen (Überlastungstoleranz) und deren symptomatische Interpretation. Auch für die im Hochleistungssport proklamierte Steigerung der Belastung bis in den Grenzbereich (Ausschöpfung der Anpassungsreserve) zeigen sich aus modelltheoretischer Sicht aufgrund der Existenz eines vorgelagerten (submaximalen) Optimums der Anpassungshypertrophie neue Ansätze (Mader, 1990, 56f.).

Aufgrund der komplex-dynamischen Zusammenhänge zellulärer Anpassungsprozesse ist deren quantitativ exakte Darstellung als problematisch zu erachten. In Abhängigkeit der modelltheoretisch betrachteten Zellstruktur sind aufgrund des messtechnisch schwierigen Nachweises, abstrahierende Annahmen bezüglich der quantitativen Ausprägung verschiedener Faktoren zu machen (Ulmer & Mader, 1992, 294). So mussten zum Zeitpunkt der Modellentwicklung einige Faktoren größer (als in der Realität) gewählt werden und nicht alle Relationen waren quantitativ abbildbar (Mader, 1990, 50). Dennoch ist das Modell in der Lage, die theoretischen Zusammenhänge zwischen äußeren Belastungen und den intern ablaufenden Anpassungsprozessen auf zellulärer Ebene (Substrukturen) herzustellen. Es besitzt damit erklärenden Charakter in Bezug auf verschiedene Adaptationsmechanismen sowie individuelle Belastungsfolgen.

Eine breite Anwendbarkeit des Modells der Proteinbiosynthese im Bereich der Optimierung der Trainings- und Leistungssteuerung erscheint zum heutigen Zeitpunkt, vor dem Hintergrund der mathematisch exakten Beschreibbarkeit der individuellen komplex dynamischen Zusammenhänge auf zelluläre Ebene, noch nicht gegeben.

3.4 Modelltheoretische Implikationen

Im Hinblick auf die Erarbeitung einer fundierten Trainingswirkungsanalyse lässt sich anhand der diskutierten modelltheoretischen Erkenntnisse zur Trainingssteuerung und zum sportlichen Training festhalten, dass aufgrund der komplexen Wirkungszusammenhänge und der defizitären Kenntnislage in Bezug auf individuelle trainingsinduzierte Adaptationsprozesse aktuell keine umfassende, ganzheitliche Modellstruktur vorliegt. Perl (2002c, 9) beschreibt die Modellbildung in der Sportwissenschaft auch als *„ein Konglomerat unterschiedlicher System- und Modellverständnisse, deren Spektrum allenfalls grob abgesteckt werden kann, und deren Komponenten in den unterschiedlichsten Beziehungen zueinander stehen“*. Ursächlich für die Schwierigkeit der umfassenden Modellbildung im Bereich der Trainingssteuerung ist die Individualität des zugrunde liegenden Trainingsprozesses, in Kombination mit der Komplexität und Dynamik der resultierenden Adaptationsprozesse.

Das im Rahmen der Trainingswirkungsanalyse untersuchte Adaptationsverhalten eines Sportlers ist gekennzeichnet durch eine *intra- und interindividuelle Variabilität* der ablaufenden Prozesse. Vor dem Hintergrund, dass leistungssportliches Training einen einzelfallbezogenen und nicht wiederholbaren Charakter aufweist, ist bei der Betrachtung der Inputvariablen Trainingsbelastung festzuhalten, dass diese, in Abhängigkeit des zugrunde liegenden Trainingsprozesses, individuell geprägt ist und zudem in interindividuell differierenden Beanspruchungen und Adaptationsprozessen (*interindividuelle Variabilität*) mündet. Bezogen auf die Analyse individueller trainingsinduzierter Anpassungen sind klassischen gruppenstatistischen Verfahren mit Pre-Post-Design daher Grenzen gesetzt. Insbesondere bei der Betrachtung von Anpassungsphänomenen im Spitzensport ist die Auswahl der Stichprobe (normal verteilte Grundgesamtheit) und die geringe Anzahl serieller Messungen als problematisch einzustufen (Mester & Perl, 2000, 45). Die Ableitung generalisierter Aussagen aus Querschnittstudien ist hinsichtlich der individuell ablaufenden Anpassungsprozesse auch vor dem Hintergrund der Mittelwertproblematik als kritisch zu betrachten (Balogué & Torrents, 2005). Mester und Perl (2000) stellen diesbezüglich fest, dass Einzelfall- und Zeitreihenanalysen⁶ besser in der Lage sind, hochindividuelle Adaptationsprozesse abzubilden und zeitliche Charakterisierungen vorzunehmen, als stichprobenbasierte gruppenstatistische Verfahren. Aus forschungsmethodologischer Sicht erweisen sich daher bei der Abbildung der individuellen Adaptationsprozesse, im Rahmen der Trainingswirkungsanalyse, einzelfallbezogene Methoden als passend (Hohmann et al., 2007, 193f).

⁶ Einzelfallanalytische Untersuchungen sind von der Gruppenanalyse (Aggregatstatistik) abzugrenzen und dadurch gekennzeichnet, dass intraindividuelle Zusammenhänge, bezogen auf die an einem Untersuchungsgegenstand erhobenen Daten, evaluiert und analysiert werden. Gruppenanalytische Verfahren betrachten hingegen eine Gruppe von Untersuchungsobjekten und versuchen entsprechende Aussagen über deren Grundgesamtheit zu treffen (Köhler, 2008, 9f.).

Bei der Analyse trainingsinduzierter Anpassungsphänomene, vor allem bei längerfristigen Trainingsprozessen, ist eine *intraindividuelle Variabilität* der Leistungskenngrößen und der Adaptationschronologie festzustellen (Schlicht, 1988, 24ff.). Im saisonalen Verlauf des Trainingsprozesses lösen identische Trainingsbelastungen, bedingt durch Verschiebungen im individuellen Leistungsniveau, differierende Beanspruchungsreaktionen beim betreffenden Sportler aus (Hohmann et al., 2007, 175). Aus empirischer Sicht stoßen daher statistisch lineare Zeitreihenanalysen mit der Annahme zeitkonstanter Zusammenhänge, vor allem bei Betrachtung chronischer Belastungen, an ihre Grenzen.

Der Trainingsprozess ist, im Kontrast zu reduktionistischen Modellvorstellungen (Kybernetik), durch eine Vernetztheit der Teilprozesse, Wechselwirkungen mit der Umwelt und rückgekoppelte Entscheidungs- und Wirkungsmechanismen gekennzeichnet (Hohmann et al., 2007, 173). Untersuchungen einfacher biologischer Prozesse (Gerok, 1989), die Analyse von Gruppendynamiken und menschlichem Verhalten (Kriz 1999; Tschachner & Brunner, 1997) sowie langjährige Erfahrungen aus der Trainingspraxis (Balagué & Torrents, 2005, 9f.) verweisen auf die Grenzen von Modellvorstellungen mit linearen Ursache-Wirkungsbeziehungen. So ist in lebenden Systemen kritisch anzumerken, dass die vielschichtig ablaufenden Adaptationsprozesse nicht streng geordnet ablaufen, sondern einen hohen Grad an Komplexität aufweisen. Die zugrunde liegenden katalytischen Reaktionen werden über Reaktionsschleifen verstärkt, gehemmt oder wechselseitig beeinflusst und lösen irreversible Reaktionen aus (Gerok, 1989, 20ff.).

Zusammenfassend zeigt sich, dass die gesamtheitliche Klärung aller konstituierenden Wirkungszusammenhänge im komplexen Trainingsprozess sowie deren Wechselbeziehungen mithilfe linear strukturorientierter Modelle und gruppenstatistischer Methoden nur bedingt möglich ist. In der wissenschaftlichen Literatur wurde daher ein Paradigmenwechsel zu nicht linearen prozessorientierten Modellen thematisiert (Balagué & Torrents, 2005), welcher in vielen Natur- und Sozialwissenschaften Einzug gehalten hat (Hohmann et al., 2007, 175). Diese Modellansätze sind theoretisch in der Lage, neue Erkenntnisse über Systemzusammenhänge und individuelle Anpassungsprozesse zu generieren und weitere bisher vernachlässigte Faktoren in die Betrachtung einzubeziehen. Basierend auf computergestützten Simulationen lassen sich hiermit auch komplexe Wirkungszusammenhänge mathematisch beschreiben und Lösungen bestimmen.

4 Trainingssteuerung im Straßenradsport

Vor dem Hintergrund einer fundierten Trainingswirkungsanalyse im Straßenradsport sind die relevanten trainings- und leistungsstrukturellen Gesichtspunkte der Sportart näher zu beleuchten. Hierzu werden in einem ersten Schritt grundlegende intensitätsspezifische Steuerungsparameter, die sportartspezifischen Trainingsbereiche sowie der saisonale und langfristige Trainingsaufbau thematisiert. In einem zweiten Schritt erfolgt eine sportartbezogene Analyse der Leistungsstruktur. Diesbezüglich werden die Wettkampfstruktur im Straßenradsport und die spezifischen Leistungsanforderungen genauer beleuchtet. Die nachfolgenden Ausführungen konzentrieren sich dabei lediglich auf solche trainings- und leistungsstrukturelle Aspekte, die für das Verständnis des forschungsmethodischen Vorgehens relevant sind.

4.1 Trainingsstruktur

4.1.1 Intensitätsspezifische Steuerungsparameter

Aufgrund des relativ einfachen diagnostischen Zugangs im Straßenradsport stehen verschiedene Steuerungsparameter zur Trainingssteuerung bereit. Diese lassen sich grundsätzlich in belastungs- (externe) und beanspruchungsbasierte (interne) Kennziffern unterscheiden. In Abhängigkeit des jeweiligen Forschungszugangs oder trainingspraktischen Einsatzzwecks wird die bevorzugte Messgröße gewählt und über geeignete Messverfahren (Messinstrumente) bestimmt. Aufgrund der schnellen industriellen Entwicklung in den letzten Jahren stehen sowohl im wissenschaftlichen, als auch im Endkundenbereich, zahlreiche Messgeräte zur Bestimmung der jeweiligen Steuerungsparameter zur Verfügung.

Im Bereich der belastungsabhängigen Parameter wurde bereits frühzeitig die Geschwindigkeit zur Trainingssteuerung herangezogen. Aufgrund der variablen äußeren Einflüsse (Strecke, Wetter, Temperatur, etc.) bietet diese Kenngröße jedoch nur eine unzureichende Aussage über die resultierende Beanspruchungsreaktion und mögliche Adaptationsfolgen. In den letzten Jahren wurden deshalb verschiedene Messgeräte zur Bestimmung der aktuellen Tretleistung in Watt entwickelt (Allen & Coggan, 2010, 15ff.). Die Leistungsmessung erfolgt bei diesen Messgeräten dynamisch während der Tretbewegung, sodass Messwerte fortlaufend aktualisiert zur Verfügung stehen. Die Leistung in Watt errechnet sich dabei aus dem Produkt von Drehmoment (Newtonmeter) und Winkelgeschwindigkeit (Grad pro Sekunde). Während das Drehmoment über gerätespezifische Messtechnik (z. B. Dehnmessstreifen) bestimmt wird, lässt sich die Winkelgeschwindigkeit anhand der gemessenen Trittfrequenz (Kurbelumdrehungen pro Minute) berechnen. Der Vorteil dieser Belastungskennziffer liegt in deren Objektivität und der damit verbundenen interpretativen Unabhängigkeit von äußeren Einflüssen (Broker, 2003, 148ff.).

Bei den beanspruchungsabhängigen Parametern hat vor allem die Herzfrequenz aufgrund der messtechnisch einfachen Erfassbarkeit eine hohe Verbreitung erlangt.

Zahlreiche Hersteller bieten drahtlose Herzfrequenz-Messgeräte zur fortlaufenden Bestimmung dieser Kennziffer an. Die hohe Streubreite im individuellen Pulsspektrum (Herzfrequenzbereich) und die große Anfälligkeit gegenüber äußeren und inneren Einflüssen sind im Rahmen der herzfrequenzbasierten Trainingssteuerung zu beachten (Broker, 2003, 149f.). Ergänzend zum radsportspezifischen Training werden im Straßenradsport vorwiegend in den Wintermonaten auch alternative Ausdauertrainingsinterventionen (Laufen, Schwimmen, Ski-Langlauf, etc.) durchgeführt. Die Trainingssteuerung erfolgt hier vorwiegend beanspruchungsbasiert über Herzfrequenzwerte. Leistungsorientierte Radsportler setzen teilweise auch spezifische Krafttrainingseinheiten mit dem eigenen Körpergewicht bzw. Zusatzgewichten ein. Als Steuerungsparameter dienen hier primär belastungsabhängige Kennziffern (Gewicht, Kraft, Wiederholungszahlen, etc.).

4.1.2 Trainingsbereiche

Im Straßenradsport werden zur gezielten Trainingssteuerung verschiedene intensitätsabhängige Trainingsbereiche anhand den Ergebnissen statusdiagnostischer Untersuchungen für den jeweils nachfolgenden Trainingszeitraum fixiert. Hierzu wird mit einem geeigneten Stufentest (Testprotokoll) und einem passend dazu selektierten Schwellenmodell die individuelle anaerobe Schwelle (IAS) des Sportlers bestimmt (Küster, 2009). Ausgehend von der IAS werden die radspezifischen Trainingsbereiche prozentual abgeleitet und verschiedenen Stoffwechsellagen zugeordnet. Die trainingsdiagnostisch bestimmten Trainingsbereiche lassen sich mit geeigneter Analysesoftware watt- und herzfrequenzbasiert ausgeben.

Im deutschsprachigen Raum haben sich im Straßenradsport die fünf aufsteigend intensitätsskalierten Trainingsbereiche Kompensationsbereich (KB), Grundlagenausdauerbereich 1 (GA1), Grundlagenausdauerbereich 2 (GA2), Entwicklungsbereich (EB) und Spitzenbereich (SB) etabliert (Laar & Lindner, 2013). In der englischsprachigen Literatur sind hingegen sieben intensitätsspezifische wattbasierte Trainingsbereiche beschrieben (Allen & Coggan, 2010, 71ff.; Friel, 2009). Diese unterscheiden sich vom fünfstufigen Modell durch eine stärkere Ausdifferenzierung der intensiven Trainingsbereiche. Im deutschsprachigen Gebiet werden in der Trainingspraxis ergänzend zu den fünf grundlegenden Trainingsbereichen die radspezifischen Kraftbereiche K1 (6-Sekunden-Sprint), K2 (20–75 Sekunden All-Out-Sprints), K3 (Kraftausdauertraining mit niedriger Trittfrequenz), K4 (Kraftausdauertraining mit niedriger Trittfrequenz und Tempowechsel) und K5 (Kraftausdauertraining mit niedriger Trittfrequenz und Tempoprogression) sowie der Wettkampfbereich weiter differenziert (Lindner, 2000, 37ff.). Während hinsichtlich der leistungssteigernden Wirksamkeit der Trainingsbereiche K1 bis K5 in der Trainingspraxis keine Zweifel bestehen, wird von Wagner, Mühlenhoff und Sandig (2010, 46ff.) deren terminologische Interpretation im Sinne eines radspezifischen Krafttrainings angezweifelt. Die Autoren sehen die Kriterien des Krafttrainings, mit Krafteinsätzen von mindestens 50 Prozent des Kraftmaximums, nicht gegeben und beurteilen die Bereiche K1 bis K5

daher lediglich als trainingsmethodische Umsetzungen der eingangs genannten Trainingsbereiche. Zur Steigerung der spezifischen Kraftfähigkeiten empfehlen die Autoren ein gezieltes Krafttraining an Maschinen.

In der trainingspraktischen Anwendung werden in Abhängigkeit des Trainingsziels der jeweiligen Trainingseinheit die entsprechenden Trainingsbereiche selektiert und trainingsmethodisch über Dauer-, Intervall- oder Wiederholungsmethode umgesetzt (Lindner, 2000, 40ff.). Die trainingspraktische Umsetzung und zeitliche Strukturierung der individuell geplanten Trainingseinheit orientiert sich am tagesformabhängigen Leistungsvermögen und den vorherrschenden witterungsbedingten Einflüssen. Die primär aerob konditionierten Trainingsbereiche KB, GA1 und GA2 werden vorwiegend mit der Dauermethode angesteuert, wohingegen die intensiven Trainingsbereiche EB, SB und die Kraftbereiche vorrangig über die Intervall- und Wiederholungsmethode appliziert werden.

4.1.3 Langfristiger Trainingsaufbau

Der langfristige Trainingsprozess ist auf die Erreichung sportlicher Höchstleistungen im Erwachsenenalter ausgerichtet. Hierzu findet eine stufenweise altersspezifisch angepasste Trainingsplanung statt. Als aufeinanderfolgende Gliederungsstufen lassen sich das Basis-, Grundlagen-, Aufbau-, Anschluss- und Hochleistungstraining nennen (Weineck, 2010, 83ff.). In Deutschland wurde diesbezüglich vom nationalen Verband Bund Deutscher Radfahrer (BDR) ein Nachwuchsprogramm konzeptioniert, welches den strukturellen langfristigen Trainingsaufbau dokumentiert. Das als Stufenprogramm bezeichnete Konzept umfasst das Grundlagentraining der Altersstufe U15 (13/14 Jahre), das Aufbautraining der Altersstufe U17 (15/16 Jahre) und das Anschlussstraining der Altersstufe U19 (17/18 Jahre). In den oben genannten Nachwuchs-Altersklassen sind die Sportler in Vereinen organisiert und über den nationalen Verband lizenziert. In den Altersklassen U13 (11/12 Jahre) und U15 finden auf Landesverbandsebene bereits erste Talentsichtungen statt. Ab der Altersklasse U17 sind auch auf Bundesebene Sichtungen für nationale Kaderstrukturen vorhanden. Leistungsstarke Nachwuchssportler werden diesbezüglich in Landesverbandsmannschaften und der Nationalmannschaft gefördert. Hier werden selektierte Talente gezielt über entsprechende Talentfördermaßnahmen entwickelt und auf internationale Wettkämpfe vorbereitet. Ab der Altersklasse U19 finden auf internationaler Ebene erstmals Europa- und Weltmeisterschaften statt, welche über die Nationalmannschaften der startberechtigten Nationen bestückt werden. Ab der Altersklasse U23 erfolgt in Deutschland eine Einteilung der Sportler in die Amateur-Leistungsklassen Elite-C, Elite-B und Elite-A, wobei C die niedrigste und A die höchste Leistungsstufe markiert. Auf- und Abstieg werden über Top10 Platzierungen bei bundesoffenen und internationalen Wettkämpfen geregelt. Die Altersklasse U23 markiert gleichzeitig den Übergang vom Amateur zum Profisport. Profistraßenradsportler werden je nach Teamzugehörigkeit mit einer Profilizenz in den drei aufsteigenden Lizenzstufen Kontinental, Pro-Kontinental bzw. Pro-Tour lizenziert.

Im BDR-Nachwuchsprogramm sind disziplinspezifisch für die entsprechenden Altersstufen die relevanten Trainingskennziffern (Trainingsumfang, Trainingshäufigkeit, Umfang Wettkämpfe, Umfang allgemeine Athletik) im Sinne einer Rahmentrainingsplanung erfasst. Nachfolgend werden die altersklassenspezifisch strukturierten, kilometerbezogenen Umfangdaten für Straßenradsport dargestellt.

Tab. 1. *Radsportspezifische Trainingsumfänge nach Altersklassen gemäß BDR-Nachwuchsprogramm (Bund Deutscher Radfahrer, 2009).*

Alter	Altersklasse	Trainingseinheiten pro Woche	Wettkampfkilometer pro Jahr	Gesamtkilometer pro Jahr
13 – 14	U15	2 – 4	650 – 1.100	5.300 – 8.200
15 – 16	U17	4 – 6	1.600 – 2.000	11.000 – 14.000
17 – 18	U19	5 – 8	3.000 – 4.200	17.000 – 21.000
19 – 22	U23	7 – 9	6.500 – 8.000	24.000 – 27.000

Im Profibereich werden nochmals deutlich höhere Gesamtumfänge mit Kilometerleistungen zwischen 35.000 und 45.000 Kilometern pro Jahr erzielt. Auch die Wettkampfdichte nimmt hier nochmals deutlich zu, sodass 90 bis 100 Wettkampftage pro Jahr über Eintagesrennen und Rundfahrten bestritten werden (Lucia et al., 2001a, 2003). Die individuelle Trainingsstruktur im Profibereich ist primär vom Rennkalender (Profikategorie des Teams), den teamspezifischen Aufgaben (Teamleader, Helfer) und dem Fahrertyp (Sprinter, Rundfahrer, Zeitfahrer, Allrounder) abhängig.

4.1.4 Saisonale Trainingsperiodisierung

Zur individuellen Formausprägung im saisonalen Verlauf wird der Jahreszyklus in verschiedene Trainingsperioden (Periodenzyklus) unterteilt, welche den Aufbau, die Erhaltung und den Verlust sportlicher Form zum Inhalt haben (Weineck, 2010, 91ff.). Die Periodisierung des Trainingsaufbaus dient der Ansteuerung einer optimalen sportlichen Form während eines zuvor individuell definierten Saisonabschnitts oder Wettkampfhöhepunkts (Martin et al., 2001, 247). Lindner (2000, 83ff.) differenziert, bezogen auf den Straßenradsport, die drei inhaltlich differierenden Trainingsperioden Vorbereitungs-, Wettkampf- und Übergangsperiode. In Abhängigkeit des Wettkampfprogramms und der individuellen saisonalen Zielsetzung kann dieser sich wiederholende Ablauf im Straßenradsport ein- (einpfligige Saisonplanung) bis maximal dreimal (mehrgipflige Saisonplanung) jährlich geplant und umgesetzt werden. Ein Periodenzyklus lässt sich über Mikro- (mehrere Tage bis eine Woche), Meso- (mehrere Tage bis mehrere Wochen) und Makrozyklen (mehrere Wochen bis zu einem Jahr) weiter ausdifferenzieren, sodass eine optimale Trainingssteuerung im Trainingsprozess ermöglicht wird (Weineck, 2010, 94ff.)

Die *Vorbereitungsperiode (VP)* erstreckt sich im Nachwuchs- und Amateurradsport von Anfang November bis Mitte März und dient dem systematischen Formaufbau und der Erhöhung der Belastungsverträglichkeit. Im Profiradsport wurde diese Phase in den letzten Jahren deutlich verkürzt, da durch dessen Internationalisierung bereits

im Januar in anderen Klimazonen erste Wettkämpfe (z. B. Tour-Down-Under in Australien) stattfinden. Die VP wird zur trainingsmethodischen Strukturierung häufig in zwei bis drei Makrozyklen aufgeteilt. Der Schwerpunkt im Bereich des Radtrainings liegt in der Ausbildung der altersklassenspezifischen Grundlagenausdauer (Fettstoffwechseltraining) sowie der radspezifischen Kraftausdauerfähigkeiten. Neben dem sportartspezifischen Training findet in dieser Periode teils auch allgemeines Training (Athletik, Krafttraining, etc.) statt. Die *Wettkampfperiode* (WP) schließt sich an die Vorbereitungsperiode an und umfasst neben dem strukturierten Trainingsprogramm auch zielgerichtet geplante Vorbereitungswettkämpfe zur Ausprägung sportlicher Höchstform. Der Wettkampfkalender im Nachwuchs- und Amateurradsport erstreckt sich von Mitte März bis Anfang Oktober. Die strukturelle Einteilung der WP sowie deren zeitliche Positionierung wird primär von der individuellen Zielsetzung des Sportlers und der damit verbundenen zeitlichen Planung der Saisonhöhepunkte (Zielwettkämpfe) determiniert. Inhaltlich dominieren in der WP wettkampfspezifische Intensitäten, gepaart mit Vorbereitungswettkämpfen. Im Straßenradsport werden aber auch in dieser Trainingsperiode erhaltend blockweise Umfänge im Bereich der Grundlagenausdauer absolviert. Am Ende der WP ist der jeweilige primäre Zielwettkampf geplant, welcher über eine Tapering-Phase⁷ gezielt vorbereitet wird. Bei mehrgipfliger Saisonplanung schließt sich an die WP erneut eine VP an, während bei eingipfligem Verlauf direkt die, jeweils zum Ende des Jahreszyklus anschließende, *Übergangsperiode* (ÜP) folgt. Die ÜP umfasst planmäßig den Monat Oktober und dient der physischen und psychischen Regeneration, unter Inkaufnahme des Verlusts der sportlichen Form (Lindner, 2000, 83ff.; Weineck, 2010, 91ff.).

4.2 Leistungsstruktur

Für eine zielgerichtete Trainingsplanung ist es unabdingbar, zunächst die im Wettkampf relevanten sportartspezifischen Leistungsanforderungen näher zu beleuchten. Hierzu wird zunächst die Wettkampfstruktur im Straßenradsport analysiert und in einem zweiten Schritt die relevanten Leistungsanforderungen abgeleitet.

4.2.1 Wettkampfstruktur

Im Straßenradsport können verschiedene Wettkampftypen differenziert werden, welche sich in der Charakteristik der Leistungsanforderungen unterscheiden. Grundsätzlich lassen sich Eintages- und Mehrtagesveranstaltungen (Etappenrennen) differenzieren. Die klassische Wettkampfdisziplin im Straßenradsport ist das *Straßenrennen*⁸. Im Massenstartmodus ausgetragen, wird hier von den Sportlern eine bestimmte Distanz auf einem Rundkurs oder eine Strecke von A nach B absolviert.

⁷ Vorbereitung auf einen Wettkampf durch Belastungsreduktion unter dem Gesichtspunkt der Leistungsoptimierung. (vgl. Weineck, 2010, 106).

⁸ Häufig synonym als Eintagesrennen bezeichnet.

Sieger ist der Fahrer, welcher als Erster die Ziellinie zum Rennende überquert. Nationale und internationale Meisterschaften sowie bedeutende Klassiker (z. B. Paris-Roubaix, Mailand San Remo, Lüttich-Bastogne-Lüttich) werden als Straßenrennen ausgetragen (Lindner, 2000, 16ff.). Einen weiteren wichtigen Wettkampftypus stellen die *Zeitfahrdisziplinen* (Einzel- und Mannschaftszeitfahren) dar. Die im Einzelstart durchgeführten Wettkämpfe sind dadurch gekennzeichnet, dass ein Fahrer oder eine Mannschaft eine definierte Strecke schnellstmöglich auf Zeit bewältigt. Sieger des jeweiligen Rennens ist der Fahrer oder die Mannschaft mit der geringsten Endzeit. In der Kategorie der Einzelzeitfahren lässt sich der Sonderfall des Bergzeitfahrens weiter ausdifferenzieren (Lindner, 2000, 23).

Die zu absolvierenden Renndistanzen sind vom Wettkampftyp und der jeweilige Alters- bzw. Profiklasse abhängig. Gemäß den Wettkampfbestimmungen vom nationalen Verband Bund Deutscher Radfahrer (2014) gelten hier folgende altersklassenspezifische Höchstdistanzen für die Ausrichtung von Wettkämpfen.

Tab. 2. Altersklassenspezifische Höchstdistanzen in Kilometern nach Wettkampftyp (Bund Deutscher Radfahrer, 2014).

Alter in Jahren	Altersklasse	Höchstdistanz in km Straßenrennen	Höchstdistanz in km Einzelzeitfahren
13 – 14	U15	40	12
15 – 16	U17	80	20
17 – 18	U19	140	30
19 – 22	U23	180	40
ab 18	Elite	250	80

Ab der Altersklasse U19 existiert neben dem nationalen auch ein internationaler Rennkalender⁹, welcher hochklassige internationale Wettkämpfe der entsprechenden Altersklasse aufführt. Eine Besonderheit bilden *Rundstreckenrennen* und *Kriterien*, welche gemäß den Wettkampfbestimmungen vom Bund Deutscher Radfahrer (2014) auf Rundkursen (oftmals in Innenstadtlage) mit einer Rundenlänge von 800 Metern bis maximal 9.999 Metern absolviert werden. Beide Wettkampftypen finden primär im nationalen Rennkalender der Nachwuchsaltersklassen und dem Amateurradsport Anwendung. Im Profisport werden sie häufig als Einladungs- und Show-Wettkämpfe, vorwiegend im Zeitraum nach der Tour de France, publikumswirksam inszeniert. Während beim Rundstreckenrennen der Sieger per Zieleinlauf zum Rennende ermittelt wird, werden beim Kriterium über Punktesprints in verschiedenen Wertungsunden Punkte (z. B. jeweils 5, 3, 2, 1) vergeben. Sieger ist der Fahrer mit der höchsten Punktzahl am Ende des Rennens.

Im Rahmen der *Etappenrennen* werden auf den einzelnen Tagesabschnitten (Etappen) die eingangs skizzierten Wettkampftypen, Straßenrennen und Zeitfahren, kombiniert. Bereits im Nachwuchsbereich werden mehrtägige Etappenrennen ausgetragen. Insbesondere in den Altersklassen U19 und U23 existiert hier ein umfang-

⁹ Wettkampfkalendar des Weltradsportverbandes Union Cycliste Internationale (UCI).

reicher internationaler Rennkalender. Die bedeutendsten Etappenrennen im Profiradsport (Tour de France, Giro d'Italia, Vuelta à España) umfassen jeweils mehr als 20 Etappen, verteilt auf einen Zeitraum von drei Wochen. Im Bereich der einzelnen Massenstartetappen lassen sich Flachetappen ohne nennenswerte topografische Schwierigkeiten, von mittelschweren und schweren Bergetappen, mit Anstiegen unterschiedlicher Schwierigkeit¹⁰ und Länge, differenzieren. *Flachetappen* verfügen über Streckenlängen von bis zu 200 Kilometern und werden von den teilnehmenden Sportlern in der Regel gemeinsam in Gruppen (Feld und ggf. Fluchtgruppen) absolviert. Die Wettkampfdauer beträgt, in Abhängigkeit der äußeren Einflüsse, durchschnittlich vier bis fünf Stunden (Lucia et al., 2001a, 2003; Lucia, Hoyos, Carvajal & Chicharro, 1999). Durch den Windschatteneffekt kann der, bei hohen Geschwindigkeiten dominierende, Luftwiderstand deutlich reduziert werden. Hierdurch sinkt der Energieverbrauch beim Fahren in der Gruppe um bis zu 40 Prozent (McCole, Claney, Conte, Anderson & Hagberg, 1990). *Bergetappen* beinhalten einen oder mehrere Anstiege (Pässe) auf einer Streckenlänge von bis zu 200 Kilometern. Die Wettkampfdauer beträgt aufgrund der geringeren Durchschnittsgeschwindigkeiten im Vergleich zu Flachetappen durchschnittlich fünf bis sechs Stunden. Beim Bergauffahren werden in Abhängigkeit der Steigung zunehmend geringere Geschwindigkeiten (oftmals unter 20 Kilometern pro Stunde) erzielt. Den Hauptwiderstand bildet in diesem Kontext die Hangabtriebskraft (Steigungswiderstand), sodass das Gesamtgewicht aus Rad und Sportler einen entscheidenden Einflussfaktor bildet. Als bergspezifischer Leistungsindikator dient deshalb die Leistung in Watt in Relation zum Körpergewicht in Kilogramm. Im Rahmen dreiwöchiger Rundfahrten werden häufig drei *Zeitfahretappen* ausgetragen. Während das Auftaktzeitfahren (Prolog) nur eine Streckenlänge von fünf bis zehn Kilometern umfasst, weisen die klassischen Zeitfahretappen Distanzen von 40 bis 60 Kilometern und eine Wettkampfdauer im Bereich von einer Stunde auf (Lucia et al., 2001a, 326ff). In der jüngeren Vergangenheit wurden auch wieder vermehrt Mannschaftszeitfahren in den Etappenplan der großen Landesrundfahrten integriert.

4.2.2 Leistungsanforderungen

Die im Wettkampf relevanten Leistungsanforderungen im Straßenradsport lassen sich in physische, psychische, technisch-koordinative, taktische und äußere Leistungsfaktoren sowie die Ausrüstungsfaktoren differenzieren (Laar & Linder, 2013, 13ff.). Aufgrund der primär konditionellen Determinierung und der monoteknischen Grundstruktur der Disziplin Straßenradsport sowie vor dem Hintergrund der gewählten Themenstellung konzentrieren sich die nachfolgenden Ausführungen primär auf die physischen Leistungsanforderungen.

¹⁰ Bei den großen Landesrundfahrten (Tour de France, Giro d'Italia, Vuelta à España) werden die Anstiege, in Abhängigkeit der Länge und Steigungsprozente sowie der historischen Bedeutung, in die aufsteigend skalierten Kategorien, 4. Kategorie, 3. Kategorie, 2. Kategorie, 1. Kategorie und HC. Kategorie, klassifiziert (Maluga, 2007, 94ff.).

Dennoch sei darauf verwiesen, dass die Wettkampfergebnisse im Radsport auch stark durch taktische Einflüsse, Teamhierarchien sowie die Fähigkeit des optimalen Windschattenfahrens beeinflusst werden. Insbesondere bei Massenstart-Wettkämpfen ohne rennentscheidende topografische Hindernisse spielen die oben genannten Faktoren eine zentrale Rolle (Jeukendrup et al., 2000). Fortlaufende technische Neuerungen im Bereich der radsportspezifischen Ausrüstung determinieren ebenfalls anteilig die resultierende Wettkampfleistung. Aus physikalischer Sicht gilt es beim Radfahren, mithilfe äußerer Kräfte (v. a. Pedalkraft), die Gesamtwiderstandskraft des Systems zu überwinden und somit für entsprechenden Vortrieb zu sorgen. Der Gesamtwiderstand setzt sich aus dem Fahrwiderstand (Beschleunigungs-, Steigungs- und Luftwiderstand) und dem materialbezogenen Fahrradwiderstand (Reibungs-, Roll- und Schwingungswiderstand) zusammen (Gressmann, 2005, 26ff.). Der Luftwiderstand nimmt beim Radfahren exponentiell mit der Geschwindigkeit zu und bildet eine zentrale leistungslimitierende externe Einflussgröße. Bereits bei Geschwindigkeiten ab 40 Kilometern pro Stunde repräsentiert der Luftwiderstand 80 Prozent des Gesamtwiderstandes (Gregor, Conconi & Broker, 2000, 33). Speziell bei Zeitfahrwettbewerben auf flachem Terrain hat das eingesetzte Material¹¹, in Kombination mit einem optimal biomechanisch abgestimmten aerodynamischen Setup und einer geeigneten Pacing-Strategie (taktische Renneinteilung), einen elementaren Einfluss auf das Wettkampfergebnis (Atkinson, Peacock, Gibson & Tucker, 2007; Faria, Parker & Faria, 2005b; Jeukendrup & Martin, 2001; McCole et al., 1990).

Im Bereich des Straßenradsports zeigt sich in den letzten Jahren ein reges Forschungsinteresse. Bedingt durch neue Messverfahren (z. B. mobile Leistungsmessung, portable Messgeräte) und den leichten diagnostischen Zugang wurden insbesondere Studien zur wettkampfspezifischen Belastungs- und Beanspruchungsstruktur (Ebert et al., 2005; Ebert, Martin, Stephens & Withers, 2006; Faria, Parker & Faria, 2005a, 2005b; Fernández-García, Pérez-Landaluce, Rodríguez-Alonso & Terados, 2000; Jeukendrup et al., 2000; Lucia et al., 1999, 2001a, 2003; Padilla et al., 2001; Padilla, Mujika, Orbananos & Angulo, 2000; Padilla, Mujika, Santisteban, Impellizzeri & Goiriena, 2008; Palmer, Hawley, Dennis & Noakes, 1994; Pinot & Grappe, 2011; Schmidt et al., 2007; Vogt et al., 2006, 2008; Vogt, Schumacher, Blum, et al., 2007; Vogt, Schumacher, Roecker, et al., 2007) durchgeführt. Deren Analyse zeigt, dass die leistungsstrukturellen physischen Anforderungen im Straßenradsport primär durch den Wettkampftyp, das Streckenprofil, den Rennverlauf und die äußeren Bedingungen (Wetter, Wind, Höhe, etc.) konditioniert sind (Lucia et al., 1999, 2001a, 2003). Sekundär haben zudem die individuellen morphologisch-anthropometrischen Einflussfaktoren (Gewicht, Körpergröße, frontale Windangriffsfläche, BodyMass Index, etc.) des Sportlers eine direkte Auswirkung auf die individuellen Leistungsanforderungen (Faria et al., 2005b, 314f.; Lucia et al., 2001a, 328).

Zur Analyse der leistungsstrukturellen Wettkampfanforderungen im Straßenradsport sind die unterschiedlichen Wettkampftypen hinsichtlich deren Umfangs- und Intensi-

¹¹ Zeitfahrrad, Zeitfahrbekleidung, Zeitfahrhelm.

tätskennziffern näher zu charakterisieren. Das wettkampfspezifische Anforderungsprofil lässt sich mit mobilen Messgeräten diagnostisch einfach erfassen. Hierbei können Belastungsparameter (z.B. Wattleistung) und Beanspruchungsparameter (z.B. Herzfrequenz, VO_{2max}) als Referenzwerte herangezogen werden. Betrachtet man die wichtigsten Wettkämpfe im internationalen Profiradsport, so nehmen einzelne Straßenrennen (Weltmeisterschaften und Klassiker) und die großen dreiwöchigen Landesrundfahrten (Tour de France, Giro d'Italia, Vuelta à España) eine besondere Stellung ein. Für letztgenannten Wettkampftyp wurden verschiedene Studien zur Analyse des wettkampfspezifischen Anforderungsprofils durchgeführt (Fernández-García et al., 2000; Lucia et al., 1999, 2001a, 2003; Padilla et al., 2000, 2001, 2008; Vogt et al., 2008; Vogt, Schumacher, Blum, et al., 2007; Vogt, Schumacher, Roecker, et al., 2007).

In einer Studie (Lucia et al., 1999) mit acht Tour de France Teilnehmern konnte anhand der wettkampfspezifischen Herzfrequenzen gezeigt werden, dass im Mittel 70 Prozent der Wettkampfdauer, auf der Grundlage einer dreistufigen Intensitätsskala (ermittelt über ventilatorische Schwellen), im moderaten Intensitätsbereich kleiner 70 Prozent der VO_{2max} absolviert wird. Der mittlere (70-90 % VO_{2max}) und intensive (>90 % VO_{2max}) Intensitätsbereich wird zeitlich mit 23 bzw. 7 Prozent repräsentiert. Die Studie macht deutlich, dass Belastungen im Profiradsport in hohem Maß aerobe Fähigkeiten abverlangen, gleichzeitig aber auch mittlere und hohe Intensitätsbereiche, in rennentscheidenden Phasen, maßgeblich tangiert werden. In Abhängigkeit der Etappencharakteristik (Flachetappe, Bergetappe, Zeitfahren) zeigen die Autoren signifikante Unterschiede im resultierenden herzfrequenzbasierten Beanspruchungsprofil. Während bei Flachetappen aufgrund des Windschatteneffekts (Drafting) nur 2 Prozent der Fahrzeit im intensiven Intensitätsbereich bewältigt wurden, mussten bei Hochgebirgsetappen 10 Prozent der Fahrzeit im höchsten Intensitätsbereich realisiert werden. Im Mittel wurden bei Zeitfahretappen die höchsten Intensitätswerte erzielt. Über 50 Prozent der Wettkampfzeit wurden im intensiven (>90 % VO_{2max}) und circa 40 Prozent im mittleren Intensitätsbereich (70-90 % VO_{2max}) absolviert. Bezogen auf einen Athleten dokumentieren die Autoren für eine 63 Kilometer lange Zeitfahretappe noch höhere Werte. 95 Prozent der 70-minütigen Fahrzeit wurden demnach im höchsten (>90 % VO_{2max}) und 5 Prozent im mittleren (70-90 % VO_{2max}) Intensitätsbereich zurückgelegt. Fernández-García et al. (2000) untersuchten in einer Studie mit 18 Profiradsportlern ebenfalls die etappenspezifische Beanspruchungsstruktur bei der Tour de France und der Vuelta à España. Auf einer vierstufigen herzfrequenzbasierten Intensitätsskala wurden während der Tour de France und Vuelta à España von den Sportlern 16,7 bzw. 12,9 Prozent der Fahrzeit über 90 Prozent der VO_{2max} und 29,2 bzw. 29,5 Prozent der Fahrzeit zwischen 70 und 90 Prozent der VO_{2max} absolviert. Die dokumentierten Intensitäten liegen damit noch über den von Lucia et al. (1999) berichteten Werten.

Auch in Bezug auf die Belastungsstruktur (Wattleistungen) konnten etappenspezifische Unterschiede dokumentiert werden. Vogt, Schumacher, Roecker, et al. (2007) konnten in Abhängigkeit des Etappenprofils leistungsbezogene Unterschiede bei 15

Tour de France Teilnehmern feststellen. Während bei Bergetappen im Mittel 234 ± 13 Watt realisiert werden mussten, waren es bei Flachetappen lediglich 218 ± 21 Watt. Auch die maximale mittlere Leistung über 1800 Sekunden war mit 394 Watt bei Bergetappen höher als bei Flachetappen (342 Watt). Vogt, Schumacher, Blum, et al. (2007) untersuchten die Belastungsstruktur beim Giro d'Italia in Bezug auf Flach- und Bergetappen. Die Autoren konnten zeigen, dass die durchschnittliche Leistung bei Bergetappen mit 235 ± 10 Watt über der von Flachetappen (132 ± 26 Watt) liegt. Auch in Bezug auf die erzielte maximale mittlere Leistung über 1800 Sekunden werden für Bergetappen (367 Watt) höhere Werte als für Flachetappen (239 Watt), berichtet. Dennoch zeigen sich für Flachetappen intensitäts-spezifische Besonderheiten. Während Bergetappen vorwiegend mit konstantem Leistungsoutput im submaximalen Bereich (bezogen auf die Anstiege) gefahren werden, ist bei Flachetappen eine hohe Variabilität des Leistungsverlaufes festzustellen. Zahlreiche kurze Antritte und hochintensiven Phasen (Attacken, Führungsarbeit, Seitenwindpassagen, Etappenfinale, etc.) wechseln sich mit langen Perioden geringer Intensität (kontrollierte Fahrt im Windschatten) ab. Vogt, Schumacher, Roecker, et al. (2007) dokumentieren analog bei Flachetappen einen höheren maximalen mittleren Leistungswert über 15 Sekunden im Vergleich zu Bergetappen (895 Watt versus 836 Watt). In einer Untersuchung zum Zusammenhang zwischen Leistung und Trittfrequenz bei Anstiegen der Tour de France konnten Vogt et al. (2008) zeigen, dass die mittleren Wattleistungen an Bergwertungen der 1. und HC. Kategorie 312 ± 43 Watt ($4,5 \pm 0,6$ W/kg) bzw. 294 ± 36 Watt ($4,3 \pm 0,6$ W/kg) betrugen. Die maximale mittlere Leistung über einen Zeitraum von 1800 Sekunden betrug 346 Watt und wurde an einem Anstieg der HC. Kategorie realisiert.

In verschiedenen Publikationen wurden zudem die realisierten Trittfrequenzen in Abhängigkeit der Etappencharakteristik näher beleuchtet. Lucia, Hoyos und Chicharro (2001b) untersuchten die etappenspezifischen Unterschiede im Bereich der Trittfrequenzen von sieben Radprofis während der drei großen Landesrundfahrten. Die höchsten mittleren Werte zeigten sich für Zeitfahren mit $92,4 \pm 1,3$ Pedalumdrehungen pro Minute (rpm), gefolgt von Flachetappen ($89,3 \pm 1,0$ rpm) und Bergetappen ($71 \pm 1,4$ rpm). Vogt, Schumacher, Roecker, et al. (2007) konnten in einer Studie mit 15 Radprofis im Rahmen der Tour de France 2005 bei Flachetappen (87 ± 14 rpm) ähnliche Werte erzielen. Bei Bergetappen lagen die Werte im Mittel mit 81 ± 15 rpm über den von Lucia et al. (2001b) berichteten Werten. Vogt et al. (2008) analysierten speziell die Anstiege der 1. und der HC. Kategorie bei der Tour de France und bestimmten die korrespondierenden Trittfrequenzen im Mittel mit 73 ± 6 rpm bzw. 70 ± 6 rpm.

Analysen zum wettkampfspezifischen Anforderungsprofil wurden, neben den Studien zu den drei großen Etappenrennen, auch für weitere Wettkämpfe des Straßenradsports durchgeführt (u. a. Ebert et al., 2005, 2006; Palmer et al., 1994; Schmidt et al., 2007; Vogt et al., 2006). Ebert et al. (2006) untersuchten über einen Zeitraum von sechs Jahren die Belastungsstruktur der sechstägigen Tour-Down-Under in Australien. Im Rahmen der Rundfahrt wurden Flach- und Bergetappen sowie Etappen in

Form eines Kriteriums (vgl. Kapitel 4.2.1) ausgetragen. Letztgenannte zeigten mit durchschnittlich 262 ± 30 Watt, im Vergleich zu Flach- (188 ± 30 Watt) und Bergetappen (203 ± 32 Watt), den höchsten Leistungswert. Betrachtet man die Variabilität des Rennverlaufs, so wurden bei den als Kriterium ausgetragenen Etappen ungefähr 70 Sprints zwischen drei und 30 Sekunden realisiert, wobei der Großteil der Sprints (~ 60) nicht länger als zehn Sekunden dauerte. Auf den Flach- und Bergetappen wurden signifikant weniger Sprints (~ 25 bzw. ~ 40) realisiert.

Im Kontrast zu den Studien im Profiradsport führten Schmidt et al. (2007) eine Untersuchung zum Anforderungsprofil bei Rundstreckenrennen im Amateurbereich (Eliteklasse) durch. Speziell im Bereich des Nachwuchs- und Amateursports ist diese Wettkampfform (einschließlich Kriterien) sehr verbreitet und nimmt, gemessen an der Gesamtzahl der Veranstaltungen in Deutschland die erste Position ein. Die mittlere Länge der untersuchten Rundstreckenrennen in der Amateurklasse betrug 106 Minuten. Aufgrund der hohen Rundenzahl und kurzen Rundenlänge der Wettbewerbe spiegelt sich die wettkampfspezifische Rhythmik des Rundenverlaufs in den Belastungs- und Beanspruchungsparametern wider. Die Analyse der Herzfrequenzdaten belegt mit Durchschnittswerten von 170 ± 7 und Maximalwerten von 194 ± 5 Herzschlägen pro Minute die hohen physischen Anforderungen dieser Disziplin. Über 30 Prozent der Renndauer wurden in einem Herzfrequenzbereich zwischen 170 und 180 Herzschlägen pro Minute bestritten. Das Belastungsprofil der Rundstreckenrennen ist gekennzeichnet durch die Streckencharakteristik (hohe Anzahl an Kurven) mit durchschnittlich 156 ± 80 Tretpausen (Länge $6,43 \pm 1,87$ Sekunden) und mittleren Leistungswerten von 257 ± 40 Watt. Insbesondere die Belastungsspitzen unterscheiden Rundstreckenrennen von anderen Wettkampfformen, wie Straßenrennen und Zeitfahren. Im Rahmen der Untersuchung wurden im Mittel 45 Antritte über 10 W/kg und 109 Antritte über 8 W/kg pro Rennen aufgezeichnet. Bei einer durchschnittlichen Länge der Sprints von 5,4 Sekunden entspricht dies einer Gesamtdauer von circa 10 Minuten im Bereich über 8 W/kg. Die durchschnittlichen Trittfrequenzen lagen mit $69,3 \pm 6,7$ rpm ($75,6 \pm 6,5$ rpm bei Auslassung der Tretpausen) unter den Werten vergleichbarer Straßenrennen, während die maximalen Trittfrequenzen mit Werten bis circa 170 rpm deutlich darüber liegen. Die Analyse der Rundstreckenrennen zeigt die hohen physischen Anforderungen mit enormen Belastungsspitzen sowie einer hohen Amplitudenvarianz.

Die Analyse der Wettkampfdaten spiegelt die hohe Bandbreite der leistungsstrukturellen Anforderungen, in Abhängigkeit des Wettkampftypus, der wettkampfspezifischen Topografie und der Renndistanz, wider. Während aus dem Bereich des Profisports zahlreiche Untersuchungen vorliegen, ist insbesondere für den Nachwuchs- und Amateurradsport eine defizitäre Lage wettkampfstruktureller wissenschaftlicher Analysen festzustellen.

5 Antagonistische Trainingswirkungsmodelle

In diesem Kapitel werden die beiden antagonistischen Trainingswirkungsmodelle FF und PerPot vorgestellt. Eingangs wird zunächst deren zugrunde liegende Input- und Outputstruktur in Bezug auf bisherige empirische Befunde beleuchtet und grundlegende statistische Kennziffern definiert. Anschließend werden die beiden Modelle getrennt voneinander analysiert. Hierbei werden die Modellstruktur, die Modellkalibrierung, die Modellvalidierung sowie die trainingspraktische Anwendung thematisiert. Zudem werden ergänzend modellspezifische Besonderheiten erörtert. Abschließend wird das FF und PerPot vergleichend betrachtet und Rückschlüsse für das eigene Forschungsvorhaben gezogen. Im Fokus stehen hier die Modellstabilität, die Modellanpassung und die Modellprognose.

Gemeinsames Kennzeichen antagonistischer Modelle ist die gegensätzliche Wirkungsstruktur einer Eingangsgröße (Input) auf die resultierende Ausgangsgröße (Output). Die dabei betrachtete Input-Output-Relation wird, bezogen auf trainingswissenschaftliche Fragestellungen, durch die Inputvariable sportliches Training und die Outputvariable Leistung (Performance) charakterisiert. Die abstrahierende Systemstruktur der antagonistischen Modelle legt zugrunde, dass Trainingsbelastungen sowohl mindernde (negative) als auch fördernde (positive) Wirkungen auf die Leistungsfähigkeit haben (Trainingswirkungsmodelle). Übertragen auf das Belastungs-Beanspruchungs-Modell nach Schnabel (1994) resultiert aus antagonistischer Sichtweise eine exogene Belastungsanforderung in einer negativen und positiven endogenen Beanspruchungsreaktion.

Die ablaufenden antagonistischen Prozesse weisen modellbedingt zeitliche Verzögerungen auf. Das Ausmaß und Verhältnis der zeitlichen Verzögerung der positiven und negativen Modellkomponenten ist von zentraler Bedeutung für die resultierende Leistungsentwicklung. Perl (2005) vergleicht die modellseitig charakteristischen Verzögerungen mit den, in Organismen ablaufenden Interaktionen zwischen Organen oder Komponenten, welche ebenfalls zeitlich verzögert Substanzen produzieren oder transportieren.

Die antagonistischen Modellansätze FF und PerPot erfüllen die im Rahmen der Trainingswirkungsanalyse postulierte Relevanz der einzelfallbezogenen und prozessualen Betrachtung des sportlichen Trainings sowie der Abstraktion des Trainierenden als System (vgl. Kapitel 3.4). Aufgrund der Systemoffenheit beider Modellansätze kann die Input- und Outputdatenreihe sowie das zugrunde liegende Zeitintervall frei gewählt werden, sodass eine Modellanpassung an die individuellen Gegebenheiten möglich ist. Die Simulationsergebnisse beider Modelle liefern dabei mathematisch-deterministische (reproduzierbare) Ergebnisse.

Der Einsatz computergestützter Simulationen mit antagonistischen Trainingswirkungsmodellen eröffnet die Möglichkeit retrospektiv Adaptationsprozesse abzubilden und prospektiv Vorhersagen über Leistungsentwicklungen, in Abhängigkeit des zugrunde liegenden Trainings, zu treffen. Daraus generierte Rückschlüsse über komplexe Wirkungszusammenhänge im Prozess sportlichen Trainings bieten An-

satzpunkte zur empirischen Weiterentwicklung existierender Adaptationsmodelle und der Formulierung daraus abgeleiteter trainingspraktischer Handlungsanweisungen. Insbesondere die Betrachtung langfristiger Trainingsprozesse mit chronischen Belastungsfolgen kann, in Verbindung mit computergestützten Simulationen, neue Einblicke in das individuelle Adaptationsverhalten eines Sportlers liefern.

5.1 Input-Output-Struktur

Die Modellstruktur der antagonistischen Modelle ist, wie eingangs charakterisiert, durch die pragmatische Input-Output-Relation im Sinne eines Black-Box-Modells (vgl. Kapitel 3.1) gekennzeichnet. In Bezug auf die Optimierung der Trainings- und Leistungssteuerung mittels simulativer Trainingswirkungsanalyse müssen die antagonistischen Modelle in der Lage sein, das individuelle trainingsinduzierte Adaptationsverhalten eines Sportlers über quantifizierbare Input- und Outputparameter abzubilden. Hierzu sind im Rahmen der simulativen Anwendung die Input- und Outputvariablen entsprechend der betrachteten Sportart auszuwählen und über geeignete Methoden zu quantifizieren. Die nachfolgende literaturanalytische Übersicht der wissenschaftlichen Ansätze zur Quantifikation der Input- und Outputvariablen basiert auf vorliegenden Publikationen zum FF und PerPot.

5.1.1 Quantifikation Inputvariable Training

Zur Quantifikation der Inputvariable Training werden in der einschlägigen Literatur verschiedene Lösungsansätze vorgestellt. Diesen gemeinsam ist die Berücksichtigung der Trainingsdauer, Trainingsintensität und Trainingsfrequenz zur Bestimmung des Trainingsinputs. Der Trainingsinput wird dabei definitorisch als das Produkt aus Trainingsumfang (*TU*) und Trainingsintensität (*TI*) beschrieben. Konzeptionelle Unterschiede ergeben sich aus der Verwendung von Belastungs- bzw. Beanspruchungskennziffern zur Ermittlung der Trainingsintensität (vgl. Kapitel 4.1.1).

Eine Reihe von Autoren vertreten einen *belastungsorientierten Ansatz* zur Quantifikation des Trainingsinputs (Banister et al., 1975; Busso, 2003; Busso, Benoit, Bonnefoy, Feasson & Lacour, 2002; Busso, Candau & Lacour, 1994; Busso, Carasso & Lacour, 1991; Busso, Denis, Bonnefoy, Geyssant & Lacour, 1997; Busso et al., 1990, 1992; Ferger, 2010; Pfeiffer, 2008; Pfeiffer, Fehr & Voigt, 2009; Pfeiffer & Perl, 2009; Pfeiffer & Schrot, 2009, 2010). Betrachtet wurden dabei konditionell determinierte Trainingsinterventionen (Ausdauer- und/oder Krafttraining) verschiedener Sportarten sowie in deren Abhängigkeit ausgewählte Belastungskennziffern zur Charakterisierung der Trainingsintensität.

Bei *ausdauerfokussierten Trainingsbelastungen* wurde der Trainingsumfang zeitskaliert erfasst. Die zugehörige Trainingsintensität wurde von Banister et al. (1975), im Bereich des Schwimmsports, über geschwindigkeitsabhängige Intensitätsbereiche bestimmt. Für Belastungen im Bereich des Radsports wurden fortlaufend ermittelte

Watt-Leistungswerte (Ferber, 2010; Pfeiffer, 2008; Pfeiffer & Perl, 2009; Pfeiffer & Schrot, 2009, 2010), oder die durchschnittlich erbrachte Watt-Leistung, in Relation zur maximalen Leistungsfähigkeit (Busso, 2003; Busso et al., 1991, 1997, 2002) herangezogen. Für letztgenannte Bestimmungsmethode sind spezifische Ausdifferenzierungen zu unterscheiden. Eine Autorengruppe (Busso et al., 1991) errechnet die Trainingsintensität über das Verhältnis aus durchschnittlich erbrachter Leistung und der anhand VO_{2max} -Test ermittelten maximalen Leistungsfähigkeit. Ein weiterführender Ansatz (Busso et al., 1997) berichtigt die so ermittelte Trainingsintensität um das Verhältnis aus realisierter und zuvor geplanter Trainingsintensität. Eine weitere Modifikation dieses Ansatzes setzt bei der Bestimmung der maximalen Leistungsfähigkeit an. Ausgehend von einer individuell abgegriffenen fünfminütigen Referenz-Testleistung in Watt, welche mit einem arbiträren Trainingsinput von 100 gleichgesetzt wird, werden die Trainingseinheiten wattbasiert in anteilige 5-Minuten-Sequenzen zerlegt und in Relation zur Referenzleistung skaliert (Busso, 2003; Busso et al., 2002).

Für *kraftorientierte Trainingsbelastungen* bestimmt eine Gruppe von Autoren (Busso et al., 1990, 1992, 1994) den Trainingsumfang über die Anzahl an Wiederholungen und die Trainingsintensität über das Verhältnis aus erbrachter Leistung (Trainingsgewicht), in Relation zur Maximallast (One-Repetition-Maximum, 1RM). Demgegenüber ermitteln Pfeiffer et al. (2009) den Trainingsinput von Kraftinterventionen als die Summe der erzeugten Kraftimpulse. Wurden sowohl Kraft- als auch Ausdauertrainingseinheiten im Testzeitraum durchgeführt und waren beide Trainingsmaßnahmen leistungsrelevant, so wurden diese für die Berechnung des Trainingsinputs über Gewichtungsfaktoren normiert (Busso et al., 1994).

Demgegenüber wird von verschiedenen Autoren ein *beanspruchungsorientierter Ansatz* zur Bestimmung des Trainingsinputs gewählt (Avalos, Hellard & Chatard, 2003; Banister & Calvert, 1980; Banister, Carter & Zarkadas, 1999; Banister, Good, Holman & Hamilton, 1986; Banister & Hamilton, 1985; Banister, Morton & Fitz-Clarke, 1992; Banister & Wenger, 1982; Calvert et al., 1976; Candau, Busso & Lacour, 1992; Chatard & Mujika, 1999; Fuhrmann, Pfeiffer & Hohmann, 2014; Ganter, 2010; Ganter, Witte & Edelmann-Nusser, 2006a, 2006b; Hellard et al., 2005, 2006; Millet et al., 2002; Millet, Gros Lambert, Barbier, Rouillon & Candau, 2005; Morton, 1997; Morton, Fitz-Clarke & Banister, 1990; Mujika et al., 1996; Pfeiffer & Fuhrmann, 2011; Pfeiffer & Perl, 2009; Pfeiffer & Schrot, 2009, 2010; Thomas, Mujika & Busso, 2008; Wood, Hayter, Rowbottom & Stewart, 2005). Die in diesem Zusammenhang vorliegenden Betrachtungen der konditionell determinierten Trainingsinterventionen unterscheiden sich in den ausgewählten beanspruchungsabhängigen Kennziffern zur Quantifikation der Trainingsintensität. Ein erster einfacher Ansatz fundiert auf arbiträr abgeleiteten, ordinalskalierten Intensitätskategorien (arbitrary training units), welche mit dem subjektiven Belastungsempfinden abgeglichen werden (Calvert et al., 1976). Mujika et al. (1996) spezifizieren diesen Ansatz im Bereich des Schwimmsports und definieren über Laktattests fünf Intensitätskategorien. Diese Intensitätsbereiche geben die individuelle Schwimmgeschwindigkeit innerhalb definierter Laktatgrenzen wieder. Zur

Berücksichtigung der physiologischen Beanspruchung in Abhängigkeit der Trainingsintensität wurden die Intensitätskategorien, auf der Grundlage der Laktatkorrelate, gewichtet. Der Trainingsinput ergibt sich aus der Summe der intensitätsspezifisch gewichteten Trainingsumfänge (Schwimmstrecke). Trainingsinterventionen außerhalb des Wassers wurden anhand der Trainereinschätzungen über arbiträre Korrelate dem ermittelten schwimmspezifischen Trainingsinput hinzugerechnet. Dieser beanspruchungsbasierte Ansatz bildete die Grundlage zur Ermittlung des Trainingsinputs in weiteren Untersuchungen mit antagonistischen Modellen aus dem Bereich des Schwimmsports (Avalos et al., 2003; Fuhrmann et al., 2014; Ganter, 2010; Hellard et al., 2005, 2006; Pfeiffer & Fuhrmann, 2011; Thomas et al., 2008).

Ein anderer, zunächst theoretisch formulierter Ansatz, gründet auf physiologisch, über Herzfrequenzwerte, abgesicherten Trainingsintensitäten (Banister & Calvert, 1980; Banister & Wenger, 1982). Hierbei wird die Trainingsintensität über das Verhältnis aus Trainingsherzfrequenz und maximaler Herzfrequenz determiniert. Kraftbasierte Trainingsmaßnahmen werden ebenfalls über den Herzfrequenzquotienten intensitätsskaliert und mit einem Korrekturfaktor in Bezug zum ausdauer-spezifischen Training versehen. Der Trainingsumfang geht in Form von Streckenlänge (Ausdauertraining) oder absolviertem Trainingsgewicht (Krafttraining) in die Berechnung ein. Der, über das Produkt aus Trainingsumfang und Trainingsintensität, ermittelte Trainingsinput wird in diesem Zusammenhang auch als Training-Impulse (TRIMP) bezeichnet (Banister & Calvert, 1980; Banister & Wenger, 1982).

Banister und Hamilton (1985, 17) greifen den Ansatz zur herzfrequenzbasierten Bestimmung der Trainingsintensität auf und erarbeiten, im Rahmen einer Studie zur trainingsbedingten Varianz des Eisenstatus von Läuferinnen, eine weiterführende und richtungsweisende TRIMP-Formel. Der arbiträre TRIMP wird dabei definitorisch als das Produkt aus zeitskaliertem Trainingsumfang (TU) und Trainingsintensität (TI) beschrieben. Die Trainingsintensität wird über das Verhältnis von Trainingsherzfrequenz ($HF_{Belastung}$) zur maximalen Herzfrequenz ($HF_{Maximum}$), jeweils unter Berücksichtigung der Ruhe-Herzfrequenz (HF_{Ruhe}), berechnet und mit dem exponentiellen Faktor k_{HF} gewichtet.

$$w(t) = TRIMP = TU \cdot TI = TU \cdot k_{HF} \cdot HF_{Ratio} = TU \cdot k_{HF} \left[\frac{HF_{Belastung} - HF_{Ruhe}}{HF_{Maximum} - HF_{Ruhe}} \right] \quad (\text{Gleichung 1})$$

Abgeleitet aus Untersuchungen zum Blutlaktatanstieg unter Ausbelastungsbedingungen (Green, Hughson, Orr & Ranney, 1983) wurde der Gewichtungsfaktor k_{HF} für Frauen (Banister & Hamilton, 1985, 17) und Männer (Banister et al., 1986, 14) jeweils über eine exponentielle Funktion definiert. Damit wird der intensitätsbezogenen geschlechtsspezifischen Beanspruchung des Organismus Rechnung getragen. Der Gewichtungsfaktor wird über den Quotienten HF_{Ratio} intensitätsspezifisch skaliert.

$$k_{HF} = 0,86 \cdot e^{1,67 \cdot HF_{Ratio}} \text{ für Frauen}$$

$$k_{HF} = 0,64 \cdot e^{1,92 \cdot HF_{Ratio}} \text{ für Männer} \quad (\text{Gleichung 2})$$

Die Berechnung des Trainingsinputs mithilfe der beanspruchungsbasierten TRIMP-Formel nach Banister und Hamilton (1985) wurde in Untersuchungen mit antagonistischen Modellen (FF, PerPot) für die Sportarten Radsport (Ganter, 2010; Ganter et al. 2006a, 2006b; Pfeiffer & Perl, 2009; Pfeiffer & Schrot, 2009, 2010), Laufen (Banister et al., 1992; Morton et al., 1990), Langlauf (Candau et al., 1992) und Triathlon (Banister et al., 1999; Millet et al., 2002, 2005) aufgegriffen. Wood et al. (2005) verwenden die TRIMP-Formel für Trainingsload Berechnungen im Bereich des Laufens in Kombination mit den nach Mujika et al. (1996) definierten Intensitätskategorien.

Die im Bereich der wissenschaftlichen Forschung zu antagonistischen Trainingsmodellen eingesetzten Ansätze zur Quantifikation der Inputvariable Training zeigen ein uneinheitliches Bild in Bezug auf die gewählten Trainingskennziffern. Insbesondere die Differenzierung in belastungs- und beanspruchungsorientierte Sichtweise des Trainingsinputs ist kennzeichnend für die unterschiedliche Herangehensweise. Anhand der Erkenntnisse der vorliegenden Studien, mit singulärer Betrachtung belastungs- oder beanspruchungsbasierter Eingangsgrößen, können jedoch keine Präferenzen für einen der beiden Ansätze abgeleitet werden.

Erste Erkenntnisse im Hinblick auf die Verwendung von Beanspruchungs- und Belastungskennziffern als Inputvariable liefert eine Untersuchung von Pfeiffer und Perl (2009) in Bezug auf das PerPot. Bei drei ausdaueruntrainierten Probanden wurde ein kontrolliertes Fahrradergometertraining absolviert und der zugehörige Leistungsverlauf dokumentiert. Als Trainingsinput im Rahmen der Simulation kamen vergleichend die Trainingsbelastung in Watt und die Trainingsbeanspruchung über herzfrequenzbasierten TRIMP (Banister & Hamilton, 1985) zum Einsatz. Im Ergebnis zeigten sich unter Verwendung der Trainingsbelastung bei zwei Probanden ein besserer Modell-Fit und eine bessere Leistungsprognose im Vergleich zum beanspruchungsbasierten Input.

Pfeiffer und Schrot (2010) untersuchten im Rahmen einer Studie mit sechs Radsportlern (4 Straßenradsportler, 2 Mountainbiker) nationalen Niveaus ebenfalls den Einfluss des Trainingsinputs auf den Modell-Fit und die Modellprognose beim PerPot. Hierzu wurde der Trainingsinput sowohl herzfrequenzbasiert anhand der TRIMP-Formel (Banister & Hamilton 1985) als auch über Leistungskennziffern (Energieverbrauch in Watt-Sekunden) ermittelt. In der Gegenüberstellung beider Eingangsgrößen zeigen sich hinsichtlich der Modellanpassung und Prognose beanspruchungsinduziert (TRIMP) tendenziell bessere Ergebnisse. Die Autoren interpretieren die Ergebnisse anhand des Belastungs-Beanspruchungs-Konzepts (vgl. Kapitel 2.3) über die bessere Verlinkung der Beanspruchungsparameter, mit den trainingsbedingt ablaufenden internen Anpassungsreaktionen zur Leistungsveränderung. Auch Pfeiffer und Schrot (2009) stellten in einer PerPot-Untersuchung mit zwei Straßenradsportlern (Profi, Elite) und einem Mountainbiker (Elite) belastungs- und beanspruchungsbasierten Trainingsinput gegenüber. Die Autoren konnten jedoch keine Belege für den Vorzug einer der beiden Eingangsgrößen finden.

Vor dem Hintergrund der differierenden modellspezifischen Simulationsergebnisse in Bezug auf trainingsinputspezifische Belastungs- und Beanspruchungskennziffern

und der geringen Datenbasis im Bereich des Leistungssports scheinen weitere Untersuchungen zu diesem Themenbereich angebracht.

5.1.2 Quantifikation Outputvariable Performance

Die Outputvariable Performance (Leistungsfähigkeit) wird über Kriteriumsleistungen, welche regelmäßig im Training oder Wettkampf erfasst werden, quantifiziert. Anhand den real gemessenen Leistungswerten kann, bei vorliegendem Trainingsinput, die Modellabstimmung (Modellkalibrierung) und Modellvalidierung (Modellsimulation) vollzogen werden. Unabhängig von der Ausprägung der forschungsbedingt selektierten Kriteriumsleistung muss das zugrunde liegende Messinstrument (Testaufbau) den Gütekriterien der Objektivität, Validität und Reliabilität genügen (Perrez & Patry, 1982) und die selektierte Kriteriumsleistung die disziplinspezifische Leistungsfähigkeit des betrachteten Sportlers abbilden. Hierzu müssen entsprechend ausgewählte und standardisierte Test- oder Wettkampfsituationen herangezogen werden (Morton et al., 1990, 1174f.).

Mit zunehmendem Leistungsniveau, vor allem im Bereich des Leistungs- und Hochleistungssports, ist die Bereitschaft zu regelmäßigen Testinterventionen innerhalb eines strukturierten Trainingsplans nur bedingt vorhanden. Gerade im Bereich der konditionell determinierten, trainingsintensiven Sportarten müssen daher minimalinvasive Testverfahren gewählt werden, welche in das Trainingskonzept des Sportlers und Trainers integrierbar sind. Die fortlaufend im Trainingszyklus absolvierten Testinterventionen müssen jeweils unter der Prämisse maximaler Performance absolviert werden, um einen verlustfreien Kontext zwischen Trainingsinput und Leistungsoutput herstellen zu können. Hierzu gilt es die negativen motivationalen Einflüsse, über geeignete Testverfahren oder motivierende Hilfestellungen, auf ein Minimum zu reduzieren.

Zur Quantifikation der im Rahmen der antagonistischen Modelltheorien betrachteten Outputvariable Performance (Leistung) wurden, in Abhängigkeit der untersuchten Sportart und des zugrunde gelegten Bewertungsmaßstabs, unterschiedliche Lösungsansätze vorgestellt. Diese lassen sich differenzieren in Ansätze mit absoluten bzw. relativierten Kenngrößen der sportlichen Leistungsfähigkeit (Zeit, Distanz, Gewicht, Kraft, Leistung, etc.) und mathematisch daraus abgeleiteten arbiträren Kennziffern (Punkteskalen).

In ersten Untersuchungen mit antagonistischen Modellen wurde im Bereich des Schwimmsports die Schwimmzeit auf der standardisierten Wettkampfstrecke 100 Meter Freistil als Kriteriumsleistung herangezogen (Banister & Calvert, 1980; Banister et al., 1975; Calvert et al., 1976), während im Gewichtheben das 1RM, Berücksichtigung fand (Busso et al., 1990, 1992). Pfeiffer et al. (2009) verwenden in einer späteren Untersuchung zum Krafttraining die Peak Power in Newton als Leistungsprädiktor.

Im Zusammenhang mit antagonistischen Modellen entstammen erste arbiträre Ansätze zur Quantifikation der sportlichen Leistung, Studien aus dem Bereich des Laufsports. Banister und Wenger (1982) illustrieren die Möglichkeit zur Erfassung der Kriteriumsleistung anhand der wettkampfspezifisch erreichten Punkte bei IAAF Wettbewerben (International Association of Athletics Federations). Banister et al. (1986) gehen einen Schritt weiter und beschreiben Kriteriumsleistungen über ein Punktesystem. Hierzu werden die, auf einer standardisierten Strecke, erzielten Testzeiten in ein arbiträres Punktesystem umgewandelt. Laut Definition entsprechen 110 Prozent der aktuellen Weltbestzeit auf der gewählten Strecke einem Punkteäquivalent von 1000. Die im jeweiligen Test erzielte Kriteriumsleistung wird prozentual auf die lineare Punkteskala übertragen. Wood et al. (2005) greifen diesen Ansatz in einer Laufuntersuchung auf und setzen die persönliche Bestzeit eines 3-km Laufs im Untersuchungszeitraum mit einem Punktwert von 1000 gleich.

Morton et al. (1990) befürworten ebenfalls ein Punktesystem zur Quantifikation der Kriteriumsleistungen. Im Gegensatz zu den bis dato verwendeten linearen Punkteskalen sehen die Autoren allerdings den Einsatz eines nicht linearen Punktesystems als geeignet an. Ausgehend von der Erkenntnis, dass sich, mit zunehmendem Leistungsniveau, Trainingssteigerungen immer weniger stark auf die weitere positive Leistungsentwicklung auswirken, verweisen die Autoren auf die asymptotisch exponentielle Entwicklung der Verbesserung der Weltbestleistungen auf der 1.500 Meter Laufstrecke und leiten hieraus mathematisch einen chronologischen Trend ab.

$$y = L + ae^{\frac{-x}{b}} \quad (\text{Gleichung 3})$$

In dieser Gleichung repräsentiert y die als Wettkampfleistung erzielte Zeit oder Strecke, L kennzeichnet das absolute theoretische Leistungslimit, b ist ein Zeitparameter und a ist ein Amplitudenparameter, welcher für zeitskalierte Leistungen positiv (Laufen) und für distanzbasierte Ergebnisse (Wurf- und Sprungdisziplinen) negativ ist (Morton et al., 1990). Durch Umstellung nach x ergibt sich hieraus:

$$x = b \ln \left[\frac{a}{y-L} \right] \quad (\text{Gleichung 4})$$

Übertragen auf die gesuchte Punkteskala für Kriteriumsleistungen repräsentiert x die realisierte Punktezahl. Zur Festlegung der einzelnen Parameter müssen zunächst Rahmenbedingungen für das Punktesystem festgelegt werden. Unter der Annahme, dass die Weltbestleistung einer Punktezahl von 1000 entspricht und eine von jedermann realisierbare Leistung mit null Punkten bewertet wird, lässt sich, nach Lösung der Parameter a und b , die entsprechende Formel zur Quantifikation der erzielten Kriteriumsleistung aufstellen. Bezogen auf die betrachtete Sportart ist die mathematische Gleichung individuell an die jeweiligen Gegebenheiten anzupassen. Morton et al. (1990) nennen hier als Beispiel, bezogen auf einen 1500-Meter-Lauf, 3:06 Minuten als absolute Höchstleistung (L), 3:30 Minuten als Weltbestleistung mit einem Äquivalent von 1000 Punkten und 15:00 Minuten als eine für jedermann erzielbare Leistung mit einem Gegenwert von null Punkten. Hieraus ergibt sich

folgende mathematische Gleichung zur Bestimmung der Punktezahl (CP) für die Kriteriumsleistung im 1500-Meter-Lauf:

$$CP = 294,7 \ln \left[\frac{11,9}{y-3,1} \right] \quad (\text{Gleichung 5})$$

In der Folge wurde dieser Ansatz aufgegriffen und in Untersuchungen im Laufen (Banister et al., 1992) und Hammerwurf (Busso et al., 1994) eingesetzt.

Mujika et al. (1996) verwenden in einer 44-wöchigen Studie mit 18 Schwimmern sowohl das logarithmische Punktesystem (Morton et al., 1990) als auch ein einfaches lineares Bewertungssystem, welches die aktuelle Testleistung über 200 Meter in Relation zur Saisonbestleistung setzt. Im Vergleich der beiden Ansätze zeigte sich in Bezug auf das FF kein signifikanter Unterschied im Ergebnis der Modellkalibrierung. Taha und Thomas (2003, 1066) schließen daraus, dass die Empfindlichkeit des FF hinsichtlich der Skalierung des Leistungsausgangs gering ist. In Anlehnung an Mujika et al. (1996) definieren unterschiedliche Autoren die jeweiligen Kriteriumsleistungen in Schwimmdisziplinen anhand der Testzeiten in Relation zur persönlichen Bestleistung (Avalos et al., 2003; Hellard et al., 2005, 2006; Hellard, Gerville-Réache, Fauquet, Avalos & Menaud, 2002).

Im Kontext der vorliegenden Arbeit sind insbesondere Untersuchungen mit antagonistischen Modellen aus den Bereichen Radsport und Triathlon (Disziplin Rad) von besonderer Bedeutung. Deren Analyse zeigt, dass der Großteil der relevanten Forschungsvorhaben mit untrainierten Probanden (Busso, 2003; Busso et al., 1991, 2002; Ferger, 2010; Pfeiffer, 2008; Pfeiffer & Perl, 2009) oder Freizeitsportlern (Busso et al., 1997; Ganter, 2010; Ganter et al., 2006a, 2006b) durchgeführt wurde und bisher nur wenige Studien mit Leistungssportlern aus den Bereichen Radsport (Ganter, 2010; Pfeiffer & Schrot, 2009, 2010) bzw. Triathlon (Banister et al., 1999; Ganter, 2010; Millet et al., 2002) existieren. Im Hinblick auf die Auswahl eines reliablen und validen Testverfahrens spielt insbesondere bei hochtrainierten Straßenradsportlern der direkte Bezug zur komplexen Wettkampfleistung eine zentrale Rolle (vgl. Kapitel 4.2). Um standardisierte Testbedingungen zu schaffen, wurden in den nachfolgend dargestellten Studien die geplanten Testinterventionen auf einem Fahrradergometer durchgeführt. Als Testmethoden kamen Dauer-, Stufen-, Rampen- sowie All-Out-Tests unterschiedlicher Länge zum Einsatz. Die applizierten Testanordnungen unterscheiden sich in den selektierten Leistungsindikatoren (Messwerten) und dem verwendeten Testprotokoll.

Busso et al. (1991) definieren in einer Studie mit acht untrainierten Männern die durchschnittliche Testleistung in Watt, im Rahmen eines einstündigen Dauertests, als Referenzleistung und transformieren diese in ein arbiträres Punktesystem. Die initiale Testleistung wurde hierzu mit einem Punktwert von 100 gleichgesetzt und die folgenden Testinterventionen in Relation dazu bewertet. Ebenfalls anhand eines Dauertests bestimmen Busso et al. (1997) die Kriteriumsleistung bei zwei Freizeitsportlern über die maximale Tretdauer bis zur Erschöpfung gegen einen submaximalen Widerstand. Einen submaximalen Zugang, über die am Körpergewicht

relativierte PWC150 im Stufentest, verwendet Ferger (2010) in einer Studie mit einer untrainierten Person.

In einer Triathlonuntersuchung mit elf Leistungssportlern bestimmen Banister et al. (1999) die Radleistung über einen Rampentest mit einer Steigung von 30 Watt pro Minute. Als Kriteriumsleistung wurde die erzielte Ausbelastungsleistung in Watt herangezogen. Auch Pfeiffer und Schrot (2009, 2010) verwenden in Studien mit ElitestraßenradSPORTlern und -mountainbikern einen Rampentest mit einer Stufenhöhe von zehn Watt, bei einer Stufendauer von zehn Sekunden. Als Kriteriumsleistung bestimmen die Autoren den summierten, absoluten und am Körpergewicht relativierten Energieverbrauch bis Testabbruch.

Eine Reihe von Autoren setzen All-Out-Tests zur Bestimmung der Kriteriumsleistung im Radsport ein. In einer Studie mit sechs untrainierten Sportlern wurde ein Ansatz über fünf Minuten gewählt und die erzielte durchschnittliche Wattleistung als Kriteriumsleistung definiert (Busso, 2003; Busso et al., 2002). Ganter et al. (2006b) wählen in einer Untersuchung mit zehn Sportstudenten (9 männlich, 1 weiblich) einen 30-Sekunden-All-Out-Test und relativieren die erzielten durchschnittlichen Testleistungen in Watt hinsichtlich der, mit 100 Punkten quantifizierten, persönlichen Bestleistung im Betrachtungszeitraum. In einer Untersuchung mit zehn gemischt leistungs- bzw. freizeitsportlich aktiven Radfahrern und Triathleten nutzt Ganter (2010) einen 30-Sekunden-Wingate-Test und definiert die mittlere Leistung und den prozentualen Leistungsabfall als Kriteriumsleistungen.

Einige Autoren präferieren den Einsatz kurzzeitiger All-Out-Tests mit Belastungszeiten bis zu maximal 15 Sekunden. Pfeiffer (2008) sowie Pfeiffer und Perl (2009) verwenden in Untersuchungen mit sechs ausdaueruntrainierten Probanden einen 8-Sekunden-Sprinttest sowie einen 15-Sekunden-Wingate-Test. Als Kriteriumsleistungen definieren die Autoren die dabei ermittelte Maximalleistung (P_{\max} , Peak Power), die durchschnittliche Leistung (MP, Mean Power) und den im Wingate-Test bestimmten Fatigue-Index. Pfeiffer und Schrot (2009) wählen in einer Studie mit zwei StraßenradSPORTlern (Profi, Elite) und einem Mountainbiker (Elite) einen 10-Sekunden-All-Out-Test zur Bestimmung der Kriteriumsleistung.

Einen alternativen Ansatz auf Basis subjektiver Bewertungskriterien von Wettkampfleistungen liefern Millet et al. (2002). In einer Studie mit vier Elitetriathleten wird vom Sportler und Trainer die Wettkampfperformance auf einer Skala von null bis zehn bewertet und der Mittelwert als Kriteriumsleistung herangezogen. Taha und Thomas (2003, 1066f.) zweifeln die Validität dieses Ansatzes an, da die Kriterien für das Maß der individuellen Leistungsbeurteilung nicht feststehen und zudem externe Parameter, wie die Leistungsfähigkeit der Konkurrenz, das Ergebnis maßgeblich beeinflussen können.

Zusammenfassend bleibt festzuhalten, dass im Bereich des Radsports in den vorliegenden Untersuchungen mit antagonistischen Modellen unterschiedliche Testmethoden und daraus abgeleitete Kriteriumsleistungen zum Einsatz kamen. Speziell aus dem Bereich des Leistungs- und Hochleistungssports liegen diesbezüglich bisher nur

wenige Untersuchungen vor. Vor dem Hintergrund der hohen Trainings- und Wettkampfbelastungen im Straßenradsport gilt es für künftige Untersuchungen geeignete, minimalinvasive und ökonomisch vertretbare Testinterventionen zu selektieren, welche den Gütekriterien der Objektivität, Reliabilität und Validität genügen. Die ausgewählte Kriteriumsleistung muss in Bezug auf den Straßenradsport in der Lage sein, die sportartspezifische Leistungsfähigkeit des Probanden abzubilden (z. B. Wettkampfleistung im Zeitfahren).

5.2 Grundlagen zur statistischen Analyse der Simulationsdaten

Die im FF und PerPot mittels Simulation erzielten Outputdatenreihen können hinsichtlich der Güte der Modellanpassung (Modell-Fit) an die Realdaten über *Fehlermaße* (Abweichung) und statistische *Korrelationsmaße* (Zusammenhang) genauer beleuchtet werden. In den folgenden Ausführungen wird schwerpunktmäßig auf die, im Rahmen dieser Arbeit, relevanten Kennziffern eingegangen. Dies geschieht vor dem Hintergrund der einzelfallbezogenen, zeitreihenanalytischen Betrachtung der explorativ und simulativ bestimmten Outputdatenreihe.

Die *Abweichungsmaße* werden zur Beurteilung der Prognosegenauigkeit der Simulationsergebnisse herangezogen und lassen sich in skalenabhängige, absolute und skalenunabhängige, prozentuale Fehlermaße einteilen. Unter den skalenabhängigen Fehlermaßen nehmen der mittlere absolute Fehler (MAE, mean absolute error), der mittlere quadratische Fehler (MSE, mean square error) und die Wurzel des mittleren quadratischen Fehlers (RMSE, root mean square error) eine zentrale Stellung ein. Diese Kennziffern sind in der Einheit der Datenreihen skaliert und geben die mittlere absolute Abweichung der Datenreihe der Realdaten ($P_{org.}$) vom simulierten Niveau ($P_{sim.}$) wider. Aufgrund der Skalenabhängigkeit dürfen nur Datenreihen einheitlicher Skalierung miteinander verglichen werden. Das Vorzeichen der Abweichungsdifferenzen ist für diese Fehlerkennziffern unerheblich, da der MAE eine Summation der Absolutbeträge vornimmt und der MSE sowie der RMSE die Differenzwerte vor der Summation quadriert. Im direkten Vergleich werden beim MSE und RMSE aufgrund der quadratischen Funktion größere Abweichungen (Ausreißer, Messfehler, etc.) stärker gewichtet als kleine (Hyndman & Koehler, 2006; Stier, 2001, 32f.).

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |P_{sim.} - P_{org.}| \quad (\text{Gleichung 6})$$

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (P_{sim.} - P_{org.})^2 \quad (\text{Gleichung 7})$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (P_{sim.} - P_{org.})^2} \quad (\text{Gleichung 8})$$

Die skalenunabhängigen Fehlermaße lassen sich unmittelbar aus den absoluten Kennziffern ableiten und relativieren diese anhand den Realdaten zum jeweiligen Zeitpunkt der Betrachtung. Der dadurch erzielte Vorteil der Skalenunabhängigkeit bedingt gleichzeitig einige Nachteile. Hyndman und Koehler (2006, 683) nennen hier

die unzulässige Division durch null für fehlende Werte sowie die Verzerrung der Ergebnisse für Realdaten nahe null. Im Kontext der antagonistischen Modelle ist vor allem der mittlere prozentuale Fehler (*MAPE*, mean absolute percentage error), gemessen in Prozent, von Interesse, da er in der PerPot-Simulationssoftware zur Beurteilung der Modellanpassung eingesetzt wird. Der *MAPE* repräsentiert den Mittelwert aus der Summe der Beträge der relativen Abweichungen der Simulationsdaten, bezogen auf die Realdaten. Bei der Beurteilung der prozentualen Abweichung anhand des *MAPE* ist zu beachten, dass aufgrund der mathematischen Funktion dieser Kennziffer simulative Unterschätzungen im Maximum auf einen Fehler von 100 Prozent limitiert sind, während für Überschätzungen keine prozentualen Schranken gelten. Simulationsergebnisse lassen sich hiermit interpretativ bewerten und gegenüberstellend vergleichen (Armstrong & Collopy, 1992; Hyndman & Koehler, 2006).

$$MAPE = 100\% \cdot \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{P_{sim.} - P_{org.}}{P_{org.}} \right| \quad (\text{Gleichung 9})$$

Hyndman und Koehler (2006) diskutieren im Kontext von Prognosebewertungen weitere Fehlermaße und stellen zusammenfassend fest, dass der *MAPE* insbesondere für positive Datenreihen mit Werten deutlich größer als null in besonderem Maß geeignet ist. Armstrong und Collopy (1992) schreiben dem *MAPE* diesbezüglich zudem eine ausreichende Reliabilität sowie eine gute Konstruktvalidität zu und befürworten dessen Anwendung bei zu erwartenden kleinen absoluten Fehlerabweichungen. Dem RMSE bescheinigen die Autoren hingegen eine unzureichende Reliabilität zur Bestimmung der Modellgüte von Simulationsdaten.

Im Rahmen der einzelfallanalytischen Betrachtung der Outputdatenreihen im FF und PerPot können, neben den auf eine Datenreihe bezogenen univariaten Kennziffern, Mittelwert, Standardabweichung und Varianz, auch die zwischen den intraindividuellen Datenreihen (Simulations- und Realwerte) vorliegenden Beziehungen über *Zusammenhangsmaße* bestimmt werden. Letztgenannte geben die Stärke und Richtung des Zusammenhangs, der durch Simulation erzielten Daten und der korrespondierenden Realdaten in einer Kennziffer aus (Köhler, 2008).

Für die Beurteilung von intraindividuellen Zusammenhängen kann der zeitsynchrone Korrelationskoeffizient¹² *r* eingesetzt werden. Es handelt sich hierbei um ein lineares Zusammenhangsmaß, welches mindestens intervallskalierte Daten voraussetzt. Interpretativ gibt das Vorzeichen von *r* an, ob es sich um einen positiv linearen oder negativ linearen (umgekehrten) Zusammenhang handelt, wobei betragsmäßig größere Werte für eine stärkere Korrelation stehen. Der Wert null besagt, dass kein linearer Zusammenhang besteht. Im Allgemeinen können Wertebeträge größer 0.50 als gute

¹² Der Korrelationskoeffizient wird auch als Produkt-Moment-Korrelation (Pearson-Korrelation) bezeichnet und lässt sich mathematisch durch den Quotienten aus der Kovarianz zweier Variablen und dem Produkt der Standardabweichungen der Variablen beschreiben (Bortz & Schuster, 2010, 156ff.). Er ist unabhängig von Maßeinheiten und wird nur durch die Stärke des linearen Zusammenhangs geprägt (Wirtz & Nachtigall, 1998, 114ff.).

Korrelation und größer 0.70 als hohe Korrelation angesehen werden, wobei die Güte der Korrelation in Abhängigkeit der Aufgabenstellung individuell zu definieren ist (Köhler, 2008, 34ff.; Schneider, Hommel & Blettner, 2010; Wirtz & Nachtigall, 1998, 114f.).

$$r = \frac{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (x_t - \bar{x}) \cdot (y_t - \bar{y})}{\sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (x_t - \bar{x})^2} \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (y_t - \bar{y})^2}} = \frac{COV(x, y)}{s_x \cdot s_y} \quad (\text{Gleichung 10})$$

x_t x-Wert Zeitpunkt t; y_t y-Wert Zeitpunkt t; \bar{x} Mittelwert Datenreihe x; \bar{y} Mittelwert Datenreihe y

Im bivariaten Fall mit nur einer unabhängigen Variable (einfache Regression) entspricht das Quadrat des Korrelationskoeffizienten dem Determinationskoeffizienten R^2 (Bestimmtheitsmaß). Der Determinationskoeffizient lässt sich mathematisch als der Quotient aus der erklärten Varianz und der gesamten Varianz beschreiben. Er kann Werte von null bis eins annehmen, wobei gilt, je näher die Prognosewerte an den Realwerten liegen, desto größer ist R^2 . Bezogen auf den Vergleich der Simulations- und Realdatenreihen bestimmt der Determinationskoeffizient den prozentualen Anteil der Varianz der Realdaten (aufgeklärte Varianz), der durch die Simulationsdaten erklärbar ist (Schneider et al., 2010; Wirtz & Nachtigall, 1998, 126ff.).

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - \bar{y})^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} = \frac{\text{erklärte Varianz}}{\text{gesamte Varianz}} = r^2 \quad (\text{Gleichung 11})$$

\hat{y}_i Schätzung der Zielgröße; y_i beobachteter Wert der Zielgröße; \bar{y} Mittelwert der Zielgröße

Abgeleitet aus dem Determinationskoeffizienten lässt sich der korrigierte Determinationskoeffizient ($R^2_{\text{kor}})$ bestimmen, welcher als zentrale Elemente den quadratischen Standardschätzfehler s_e^2 und die y-Varianz s_y^2 (Varianz der Realdaten) berücksichtigt. Er liefert für Schätzungen des wahren Erklärungswerts im Regressionsmodell bessere Werte und ist daher diesbezüglich dem, zu Überschätzungen in der Population neigenden, Determinationskoeffizienten vorzuziehen (Bortz & Schuster, 2010, 192).

$$R^2_{\text{kor}} = 1 - \frac{s_e^2}{s_y^2} \quad (\text{Gleichung 12})$$

Zur Überprüfung der datenreihenbezogenen Mittelwertunterschiede und zur Hypothesenprüfung auf einem definierten Signifikanzniveau kann im einfaktoriellen Ansatz (Varianzanalyse mit einer unabhängigen und einer abhängigen Variable) der *F-Test* eingesetzt werden. Die dabei eingesetzte Prüfgröße basiert auf mittleren (an Freiheitsgraden relativierten) Quadraten für Treatment und Fehlergröße (Bortz & Schuster, 2010, 209f.).

Ein weiteres Zusammenhangsmaß ist die Intra-Klassen-Korrelation. Sie setzt intervallskalierte Daten voraus und bewertet in nur einer Maßzahl (Wertebereich von -1 bis +1) die Übereinstimmung des mittleren Niveaus (relative Lage zum Mittelwert) und der Richtung (gleich- bzw. gegenläufig) der zu vergleichenden Datenreihen. Es existieren verschiedene Arten des Intra-Class-Korrelationskoeffizienten (ICC), welche entsprechend der gewünschten Anwendungskriterien zu selektieren sind. Für den

ICC gelten deutlich strengere Vorschriften als für den Korrelationskoeffizienten r . Während letztgenannter als justiertes, lineares Zusammenhangsmaß unabhängig von den jeweiligen Maßeinheiten und Varianzen der Datenreihen ist, operationalisiert der justierte *ICC* systemintern bereits die Varianzgleichheit und setzt diese mit einer Korrelation von eins gleich. Im strengeren unjustierten *ICC* wird neben der Varianzhomogenität auch die Gleichheit der Mittelwerte unterstellt. *ICC*-Werte größer 0.70 werden als gute Korrelation bezeichnet. Häufig erweisen sich bereits *ICC*-Werte größer 0.30 als signifikant, sodass die Signifikanz bei der Bewertung der Reliabilität von untergeordneter Bedeutung sein sollte (Wirtz & Caspar, 2002, 25, 157ff.).

Analog zum varianzanalytischen Ansatz ist auch beim *ICC* bezüglich ein- bzw. zweifaktorieller Betrachtung zu unterscheiden. Mathematisch äußert sich dies in den jeweils berücksichtigten Bestandteilen der Fehlervarianz. Während im zweifaktoriellen Fall zwischen justierter und unjustierter Betrachtung weiter differenziert werden kann, liegt im einfaktoriellen Fall eine unjustierte Betrachtung vor. Letztgenannter Fall berücksichtigt bei der Fehlervarianz alle Anteile, welche sich nicht durch die Differenz zu den Realwerten erklären lassen und ist dann zu wählen, wenn die einzelnen Datenreihen von unterschiedlichen Ratern beurteilt werden. In Bezug auf den Vergleich der über antagonistische Modelle bestimmten Simulationsdaten mit den entsprechenden Messdaten erweist sich damit das einfaktorielle, unjustierte Reliabilitätsmaß *ICC* (1,1) (one-way random, single measure) als passend (Wirtz & Caspar, 2002, 174ff.; vgl. Pfeiffer, 2008).

$$ICC(1,1) = \frac{MS_{ZW} - MS_{INN}}{MS_{ZW} + (k-1)MS_{INN}} \quad (\text{Gleichung 13})$$

MS_{ZW} und MS_{INN} : Erwartungswerte der Varianzschätzungen (MS : mean square)¹³

Der *ICC* (1,1) kann interpretativ als Reliabilitätsmaß (erklärte Varianz bezogen auf die Gesamtvarianz) im Sinne eines Determinationskoeffizienten verwendet werden. In diesem Zusammenhang sind nur positive *ICC*-Werte zulässig, sodass negative Werte mit einer Reliabilität von null zu bewerten sind (Wirtz & Caspar, 2002, 160f., 232ff.).

5.3 *Fitness-Fatigue-Modell (FF)*

5.3.1 *Modelltheorie und mathematische Modellstruktur*

Das FF wurde von einer Arbeitsgruppe, um den kanadischen Forscher Banister, im Jahr 1975 entwickelt und stellt einen ersten Versuch dar, um sportliches Training und dessen Relation zur sportlichen Leistung mathematisch zu quantifizieren (Banister et al., 1975; Calvert et al., 1976). Das originäre FF basiert auf der Modellannahme, dass physische Fähigkeiten, psychologische Faktoren und Geschicklichkeit (Fertig-

¹³ Zur weiteren Vertiefung sei auf Wirtz und Caspar (2002, 173ff.) verwiesen.

keit) im Kontext mit sportlichem Training die wesentlichen Einflussfaktoren auf die resultierende sportliche Leistungsfähigkeit darstellen (Banister et al., 1975, 57f.). Die physischen Fähigkeiten lassen sich modellimplizit weiter ausdifferenzieren in leistungsbestimmende Ausdauer- und Kraftfähigkeiten. Die Wirkungszusammenhänge dieses theoretischen Multikomponentenmodells bilden einen Erklärungsansatz für die Effekte unterschiedlicher Trainingsinterventionen auf die individuelle Leistungsentwicklung. In Abhängigkeit des betrachteten Individuums, des Trainings und der Leistungsfähigkeit sind unterschiedliche Gewichtungen der Einflussfaktoren zu erwarten (Calvert et al., 1976, 95f.). Aufgrund der komplex-dynamischen Interaktionen zwischen den Einflussfaktoren wurden aus Vereinfachungsgründen zunächst nur einfache Input-Output-Relationen in Bezug auf Trainings- und Leistungsparameter für die mathematische Abbildung der Modellstruktur berücksichtigt (Banister et al., 1975, 57; Calvert et al., 1976, 96f.).

Die Modellstruktur des FF basiert auf einem antagonistischen Wirkungsprinzip des Trainingsinputs auf den resultierenden Leistungsoutput. Sportliche Belastungen bewirken demnach modelltheoretisch sowohl leistungsfördernde (Fitness) als auch leistungsmindernde (Fatigue) Effekte, welche mathematisch über Differenzialgleichungen abgebildet werden (Banister et al., 1975). Das Modellverhalten lässt sich über das Prinzip der Impulsantwort (Impulse-Response) charakterisieren (vgl. Simon, 1972, 97ff.). Im FF löst eine Belastung modellseitig einen sprunghaften Anstieg der Modellkomponenten Fitness und Fatigue aus, deren zeitlicher Verlauf in der Folge über exponentielle Abklingfunktionen, basierend auf systemspezifisch kalibrierten Zeitkonstanten, definiert wird. Die resultierende sportliche Leistungsfähigkeit zum betrachtenden Zeitpunkt ist definiert als die gewichtete Überlagerung der Modellkomponenten Fitness und Fatigue (Calvert et al., 1976; Morton et al. 1990).

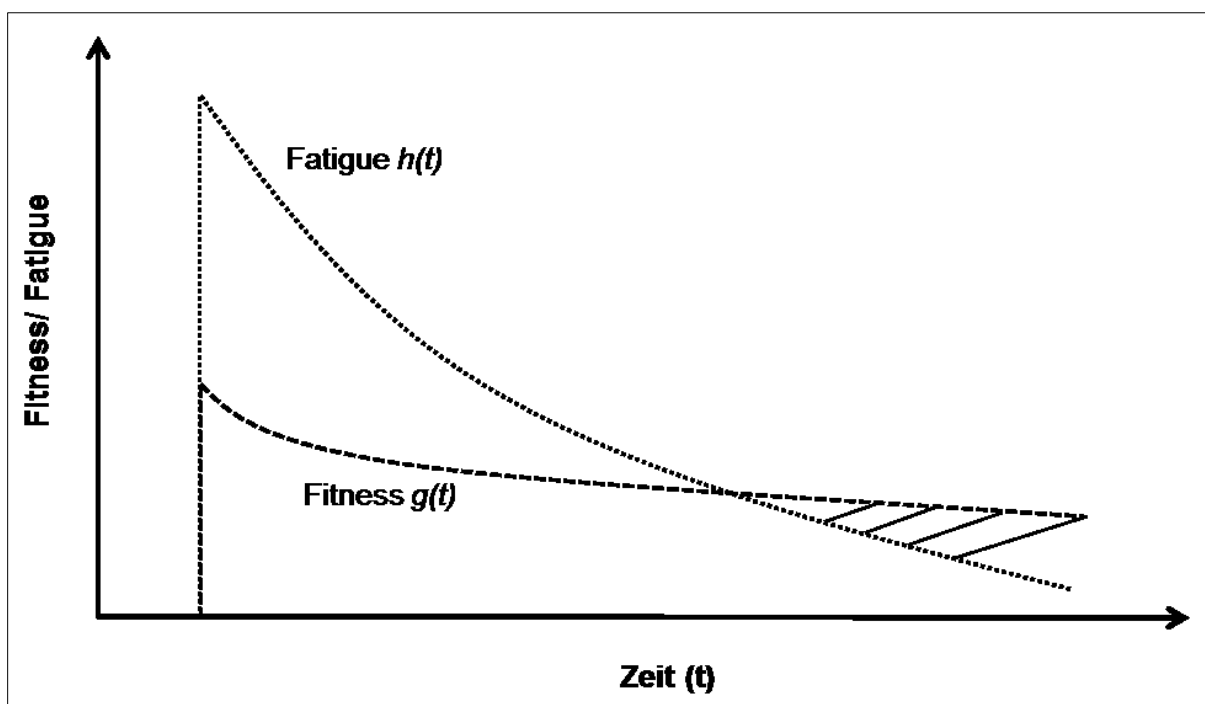


Abb. 4. Exemplarische Darstellung des zeitlichen Verlaufes von Fitness und Fatigue (mod. nach Banister & Hamilton, 1985, 21)

Auf der Grundlage der Ausführungen von Calvert et al. (1976, 100) lässt sich der mathematisch funktionale Zusammenhang zwischen Trainingsinput $w(t)$ und den systembedingten Anpassungsreaktionen, repräsentiert durch Fitness $g(t)$ und Fatigue $h(t)$ anhand nachfolgender Differenzialgleichungen¹⁴ ersten Grades beschreiben (vgl. Pfeiffer, 2008, 22f.):

$$w(t) = \frac{\partial g(t)}{\partial t} + \frac{1}{\tau_1} \cdot g(t)$$

$$w(t) = \frac{\partial h(t)}{\partial t} + \frac{1}{\tau_2} \cdot h(t) \quad (\text{Gleichung 14})$$

Die Zeitkonstanten τ_1 und τ_2 (Verzögerungsparameter) bestimmen den zeitlichen Verlauf der Modellkomponenten und geben die Zeitspanne (je nach Zeitskalierung) an, die nötig ist, um auf circa ein Drittel des Ausgangswerts¹⁵ abzusinken (Banister et al., 1986, 12). Der zeitliche Verlauf von Fitness und Fatigue ist im ursprünglichen FF durch drei exponentielle Abklingfunktionen (zwei für Fitness und eine für Fatigue), mit differierenden Zeitkonstanten, repräsentiert (Calvert et al., 1976, 98). In späteren Ansätzen wurde das FF weiter vereinfacht und auf je eine exponentielle Abklingfunktion für Fitness und Fatigue (Zwei-Komponenten-Modell) reduziert (Banister et al., 1986; Banister & Hamilton, 1985; Morton et al., 1990). Busso et al. (1991) examinierten den Einfluss, der Anzahl an determinierenden Modellkomponenten auf die Modellanpassung anhand eines 14-wöchigen Datensatzes von acht untrainierten Radfahrern. Bereits im eindimensionalen Ansatz (nur Fitness) konnte bei allen Testpersonen ein signifikanter Zusammenhang zwischen den Leistungswerten hergestellt werden. Die Verwendung eines Zwei-Komponenten-Modells lieferte ebenfalls signifikante Modell Anpassungen und konnte bei zwei Testpersonen (mit antagonistisch ausgeprägten Modellkomponenten) zudem eine signifikante Reduktion der Fehlervarianz zeigen. Die Ausdehnung auf weitere Modellkomponenten zeigte keine weitere Verbesserung in der Modellanpassung. Auf Basis der Ergebnisse schließen die Autoren, dass eine Modellstruktur, bestehend aus zwei antagonistisch wirkenden Modellkomponenten, repräsentiert durch Transferfunktionen ersten Grades, sich als ideal erweist.

Unter Anwendung des Faltungsprodukts (Konvolution) können die Funktionen der Fitness $g(t)$ und Fatigue $h(t)$ wie folgt dargestellt werden (Calvert et al., 1976, 101):

$$g(t) = w(t) * e^{\frac{-t}{\tau_1}} = \int_0^t w(t') \cdot e^{\frac{-(t-t')}{\tau_1}} dt'$$

$$h(t) = w(t) * e^{\frac{-t}{\tau_2}} = \int_0^t w(t') \cdot e^{\frac{-(t-t')}{\tau_2}} dt' \quad (\text{Gleichung 15})$$

¹⁴ In den relevanten wissenschaftlichen Quellen werden differierende und zum Teil überschneidende Variablenbezeichnungen für Trainingsinput, Fitness, Fatigue und Leistungoutput verwendet. Die Ausführungen dieser Arbeit orientieren sich an den Bezeichnungen nach Morton et al. (1990) und Pfeiffer (2008).

¹⁵ $\frac{1}{e} = \sim 36,8$

Unter der Annahme eines konstanten Trainingsinputs (Trainingsload) $w(t)$ nehmen die Modellkomponenten Fitness und Fatigue für lange Betrachtungszeiträume einen exponentiell asymptotisch steigenden Verlauf. Die erreichte Höhe des asymptotischen Niveaus hängt dabei von der Ausprägung der Verzögerungsparameter, dem Trainingsload und der Zeitspanne zwischen der aktuellen und vorhergehenden Trainingseinheit ab. Die Steigungsrate indes wird nicht vom Trainingsload tangiert (Morton et al., 1990, 1173).

Die simulativ resultierende Leistung zum Zeitpunkt t wird als Differenz zwischen den Modellkomponenten Fitness und Fatigue definiert (Banister et al., 1975). In ersten modelltheoretischen Überlegungen wurde zunächst die Variable Fatigue (Calvert et al., 1976) und in späteren Ansätzen auch die Variable Fitness um einen konstanten Gewichtungsfaktor ergänzt (Banister et al., 1986, 15f.). Die Gewichtungsfaktoren k_1 und k_2 sind dimensionslos und dienen der modellinternen Abstimmung der Input-Output-Struktur an die realen Systemgegebenheiten (Morton et al., 1990, 1173).

$$p(t) = k_1 \cdot g(t) - k_2 \cdot h(t) \quad (\text{Gleichung 16})$$

Bedingt durch die mathematisch determinierte Modellstruktur des FF führt ein singulärer Trainingsinput im klassischen Zwei-Komponenten-Modell zu einer initialen Leistungsabnahme, gefolgt von einem Leistungsanstieg über die Anfangswerte hinaus. Nach Erreichen des Leistungsmaximums sinkt die resultierende Leistung wieder auf die Startwerte ab (Busso et al., 1991).

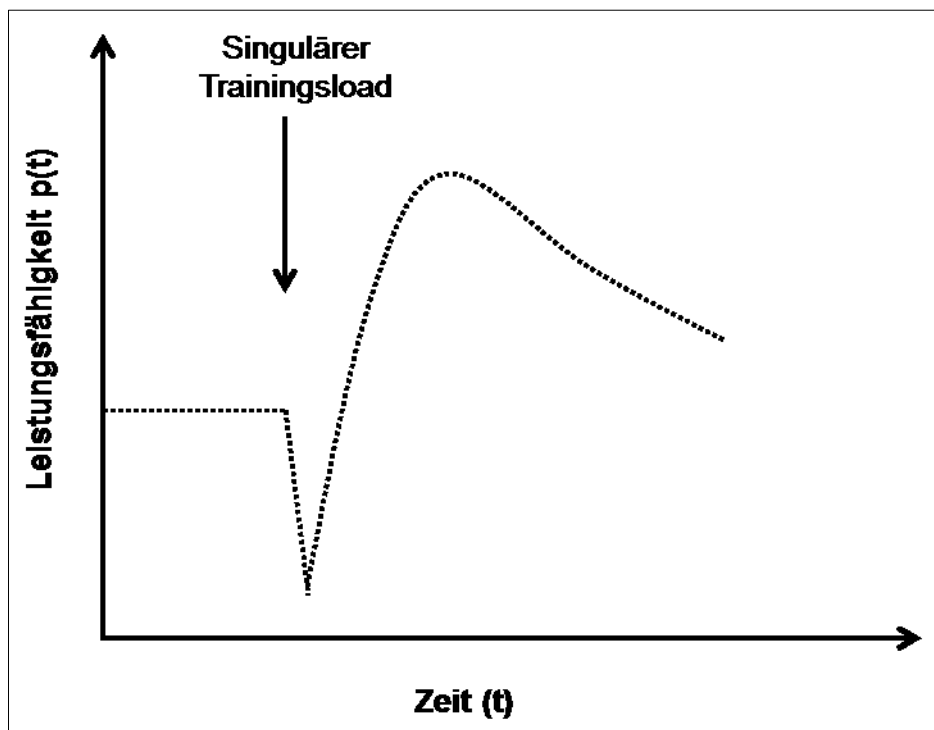


Abb. 5. Exemplarische Darstellung des Leistungsverlaufes im FF für einen singulären Trainingsinput (mod. nach Busso et al., 1991, 2048)

Wird eine initiale Leistungsfähigkeit p^* des Systems angenommen, so lässt sich die Lösungsgleichung für den resultierenden Leistungsoutput p zum Zeitpunkt t , auf der

Basis der antagonistisch wirkenden Modellkomponenten Fitness und Fatigue, wie folgt darstellen (Busso et al., 1990, 50):

$$p(t) = p^* + k_1 \cdot g(t) - k_2 \cdot h(t) \quad (\text{Gleichung 17})$$

Unter Berücksichtigung der zeitlichen Skalierung des FF (chronologische Veränderung der Modellkomponenten) können die Variablen Fitness und Fatigue durch diskrete Lösung (Diskretisierung) dargestellt werden (Calvert et al., 1976, 101):

$$g(n) = \sum_{i=1}^{n-1} w(i) \cdot e^{\frac{-(n-i)}{\tau_1}}$$

$$h(n) = \sum_{i=1}^{n-1} w(i) \cdot e^{\frac{-(n-i)}{\tau_2}} \quad (\text{Gleichung 18})$$

Die Variable i gibt die Zeitspanne (in Tagen) zwischen der aktuellen und vorhergehenden Trainingseinheit an. Die Modellkomponenten Fitness $g(n)$ und Fatigue $h(n)$ geben das trainingsinduzierte mathematische Antwortverhalten zum Zeitpunkt n wieder. Übertragen auf die fortlaufende Berechnung des Leistungsoutputs p zum Zeitpunkt n ergibt sich nachfolgende diskrete Lösungsgleichung:

$$p(n) = p^* + k_1 \cdot \sum_{i=1}^{n-1} w(i) \cdot e^{\frac{-(n-i)}{\tau_1}} - k_2 \cdot \sum_{i=1}^{n-1} w(i) \cdot e^{\frac{-(n-i)}{\tau_2}} \quad (\text{Gleichung 19})$$

Unter der Annahme eines uniformen (gleichbleibenden) Trainings zeigt sich im modelltheoretisch resultierenden Leistungsverlauf zunächst eine wachsende Leistungsabnahme bis zum Zeitpunkt t_n . In der Folge steigt die Leistung wieder an und erreicht schließlich das Ausgangsniveau. Diese erste Phase ist geprägt durch die Dominanz der Fatigue-Komponente. Im Weiteren nimmt die Leistungskurve, unter dem überlagernden Einfluss der Fitness-Komponente, einen positiv asymptotischen Verlauf. Ein Trainingsabbruch zu einem beliebigen Zeitpunkt führt zu einer wellenförmig positiven Entwicklung, die nach Überschreiten eines nachgelagerten Maximums wieder gegen das Ausgangsniveau tendiert (Morton et al., 1990, 1173f.).

Das klassische FF wurde in modelltheoretisch grundlegenden Betrachtungen, im Hinblick auf eine zielgerichtete Leistungsoptimierung, weiter spezifiziert (Fitz-Clarke, Morton & Banister, 1991; Morton et al., 1990). Fitz-Clarke et al. (1991) leiten in diesem Zusammenhang, auf mathematischem Lösungsweg, die Wirkungsfunktion $L(t)$ des Trainingsinputs auf die resultierende Leistungsentwicklung ab. Diese Funktion wird ausschließlich durch die, im Rahmen der Modellkalibrierung an die Input-Output-Struktur angepassten, Modellparameter determiniert.

$$L(t) = k_1 e^{\frac{-t}{\tau_1}} - k_2 e^{\frac{-t}{\tau_2}} \quad (\text{Gleichung 20})$$

Die Variable t definiert die zeitlich rückgerechnete Zeitspanne vor der betrachteten Referenzleistung. Abgeleitet aus dem Konzept der Wirkungsfunktion können die von den Modellparametern determinierten Größen t_n und t_g bestimmt werden. Die Größe t_n beschreibt den Zeitpunkt, an welchem die trainingsinduzierten negativen Effekte der Fatigue-Funktion von den positiven Auswirkungen der Fitness-Komponente über-

troffen werden und somit in der Folge zu einer positiv gerichteten Leistungsentwicklung führen. Aus mathematischer Sicht ist dies der Zeitpunkt wenn: $k_1 g(t_n) = k_2 h(t_n)$. Für eine zielgerichtete Leistungsplanung in Bezug auf einen künftigen Saisonhöhepunkt definiert t_n modellimplizit den Zeitpunkt, ab welchem weitere Trainingseinheiten summativ negative Effekte im Hinblick auf die resultierende Leistung am Zieltag auslösen (Fitz-Clarke et al., 1991).

$$t_n = \frac{\tau_1 \cdot \tau_2}{\tau_1 - \tau_2} \ln \frac{k_2}{k_1} \quad (\text{Gleichung 21})$$

Im Gegensatz dazu beschreibt t_g den Zeitpunkt vor einem geplanten Saisonhöhepunkt, an dem Trainingsmaßnahmen aus modelltheoretischer Sicht maximal positive Auswirkungen auf die zu erwartende Wettkampfleistung haben. Mathematisch betrachtet ist dies der Zeitpunkt an dem $\frac{dL}{dt} = 0$ (Fitz-Clarke et al., 1991).

$$t_g = \frac{\tau_1 \cdot \tau_2}{\tau_1 - \tau_2} \ln \left(\frac{k_2 \tau_1}{k_1 \tau_2} \right) \quad (\text{Gleichung 22})$$

Unter der Annahme der Übertragbarkeit der modelltheoretischen Erkenntnisse in die Trainingspraxis bedeutet dies, dass wettkampfspezifische Trainingsmaßnahmen t_g Tage vor dem Zielwettkampf maximal positiv auf die resultierende Leistung wirken und in der unmittelbaren Vorwettkampf-Phase (Tapering) t_n Tage vor dem Wettkampf keine weiteren Trainingsinterventionen mehr geplant werden sollten.

Die mathematische Beschreibung der Input-Output-Relation im klassischen Zwei-Komponenten-Modell, bezogen auf sportliches Training und die resultierende Leistungsfähigkeit, liefert einen quantitativen Ansatz zur Umsetzung der Trainingswirkungsanalyse. Das FF ist damit theoretisch in der Lage Trainings-/Leistungs-Relationen (Datenreihen) zu beschreiben und trainingsbedingte Leistungsprognosen vorzunehmen.

5.3.2 Modellkalibrierung

Die mathematisch im FF verankerten Modellparameter (Gewichtungsfaktoren und Zeitkonstanten) k_1 , k_2 , τ_1 und τ_2 dienen der modellseitigen Anpassung (Modellkalibrierung) des Systemverhaltens an die realen Trainings- und Leistungsdaten des betreffenden Sportlers. In ersten Untersuchungen wurden zunächst vordefinierte Modellparameter (empirisch begründet oder annäherungsweise geschätzt) für Berechnungen verwendet (Banister et al., 1975; Calvert et al., 1976), um aus anwendungsbezogener Sicht Zusammenhänge in der Modellstruktur zu ergründen.

In weiterführenden Untersuchungen wurden die Modellparameter über Iterationsverfahren an die Input-Output-Struktur eines Datensatzes angepasst (Banister & Calvert, 1980; Banister & Hamilton, 1985). Die iterative Annäherung der Modellkonstanten erfolgt anhand der Methode der kleinsten Quadrate, über die Minimierung der Summe der Abweichungsquadrate (residual sum of squares, *RSS*), zwischen realem

(P_{real}) und simuliertem (P_{sim}) Leistungoutput, bei gegebenem Trainingsinput (Busso et al., 1997, 1688; Morton et al., 1990, 1176).

$$RSS = \sum_n [P_{real}(n) - P_{sim}(n)]^2 \quad (\text{Gleichung 23})$$

Definitionsbedingt werden für die Modellparameter flankierende Rahmenbedingungen im FF angenommen. So differieren die Zeitkonstanten für Fitness und Fatigue dahin gehend, dass die Fatigue-Komponente (Ermüdung) schneller abklingt und eine kleinere zeitliche Verzögerung ($\tau_1 > \tau_2$) aufweist. Die Fitness-Komponente beschreibt somit die positiven chronischen Anpassungen, während die Fatigue-Komponente die negativen akuten Effekte, der absolvierten Trainingseinheiten, abbildet. Zudem wird trainingsinduziert initial ein größerer Fatigue-Effekt, im Vergleich zum Fitness-Effekt, unterstellt (Allen & Coggan, 2010, 144ff.; Banister et al., 1986, 15).

Die Gewichtungsfaktoren (k_1, k_2) sind dimensionslos und werden durch die Input- und Outputvariablen des betrachteten Trainingsprozesses determiniert. Sie haben keine direkte Interpretationsfunktion¹⁶ auf die zugrunde liegenden physiologischen Abläufe. In ersten modelltheoretischen Überlegungen werden die modellseitigen Gewichtungsfaktoren mit Werten von $k_1=1$ und $k_2=2$ beziffert (Morton et al., 1990, 1173). Die Verzögerungsparameter τ_1 und τ_2 sind zeitskaliert (z. B. Einheit Tage) und liefern damit ein direktes zeitliches Abbild der ablaufenden Modellprozesse. In ersten Untersuchungen nennen Banister und Calvert (1980, 175), Bezug nehmend auf eine Schwimmstudie (Calvert et al., 1976), für die iterativ bestimmten, zeitkonstanten Verzögerungsparameter, Werte von 45 Tagen für τ_1 und 15 Tagen für τ_2 .

In weiterführenden Studien wurde die empirisch bestimmte Konfiguration der Modellparameter $k_1=1$, $k_2=2$, $\tau_1=45$ und $\tau_2=15$ (Default-Parameter) als Grundeinstellung für modelltheoretische Überlegungen oder als Ausgangsbasis für deren iterative Neuberechnung herangezogen (Banister, 1991; Banister et al., 1992, 1999; Fitz-Clarke et al., 1991). Im klassischen FF werden die Modellparameter für den betrachteten Zeitraum als fix definiert und liefern ein spezifisches individuelles Abbild des betrachteten Individuums (Taha & Thomas, 2003, 1063). Vor dem Hintergrund anpassungsbedingter Veränderungen erachtet Banister (1991) Betrachtungszeiträume von 60 bis 90 Tagen, bei iterativ bestimmten, konstanten Modellparametern (zeitinvariant), als angebracht. Auch Fitz-Clarke et al. (1991, 1156) nennen mit 60 Tagen einen vergleichbaren Zeitraum.

Für die, in verschiedenen Untersuchungen publizierten, empirisch bestimmten Modellparameter, ist eine hohe Streuung in Bezug auf die Einzelwerte festzustellen. Betrachtet man speziell Radsportstudien, so konnten Busso et al. (1991) für die zeitskalierten Abklingkonstanten τ_1 und τ_2 mit untrainierten Probanden eine Zeitspanne von 30 bis 55 Tagen ($M=38$; $SD=9$) und eins bis fünf Tagen ($M=1,9$; $SD=1,5$) fest-

¹⁶ Morton et al. (1990, 1173) interpretieren die Gewichtungsfaktoren dennoch wie folgt: „*individuals with a larger k_2 may be characterized as having a fatigue-dominated performance, taking longer to recover, whereas individuals with a higher k_1 may be described as having fitness-dominated performance, recovering quickly from heavy training during a tapering period.*”

stellen. Ganter et al. (2006a, 2006b) berichten in einer Studie mit Freizeitsportlern von 30 bis 60 Tagen ($M=42,2$; $SD=14,3$) für τ_1 und eins bis 20 Tagen ($M=10,4$; $SD=8,9$) für τ_2 . Die Autoren beurteilen die Aussagekraft ihrer Simulationswerte jedoch vor dem Hintergrund des von Busso et al. (1997) definierten Interpretationsbereiches (30–60 Tage für τ_1 ; 1–20 Tage für τ_2) als kritisch, da zahlreiche Werte im Grenzbereich liegen. Ganter (2010) erzielt in einer Radsportstudie mit Freizeit- und Wettkampfsportlern ebenfalls ein breites Wertespektrum und berichtet von Verzögerungswerten von 30 bis 60 Tagen ($M=43,8$; $SD=11,1$) für τ_1 und eins bis 20 Tagen ($M=11,4$; $SD=8,0$) für τ_2 . Pfeiffer (2008) ermittelt in zwei Radsportstudien mit untrainierten Probanden auch einen großen Wertebereich für die Verzögerungsparameter (vgl. auch Pfeiffer & Perl, 2009). Auffallend im Vergleich zu den genannten Veröffentlichungen ist ein im Mittel kürzerer Abklingzeitraum der Fitness-Komponente ($\tau_1=4–45,2$ Tage; $M=18,5$; $SD=15,2$) und einzelfallbezogen eine längere Wirkungsdauer der Fatigue-Komponente ($\tau_2=3–41$ Tage; $M=10,8$; $SD=11,5$). Schließt man weitere Publikationen aus Ausdauersportarten mit Leistungssportlern in die Betrachtung mit ein, so erhöht sich die Bandbreite der erzielten Parameterkonfigurationen weiter. Im Triathlonsport errechneten Banister et al. (1999) in Bezug auf die Raddisziplin trainingsphasenbezogene Mittelwerte von 45 bis 52 Tagen für τ_1 und 16 bis 19 Tagen für τ_2 . Im Schwimmsport wiesen Mujika et al. (1996) Zeiträume von 30 bis 70 Tagen ($M=41,4$; $SD=12,5$) für τ_1 und null bis 25 Tagen ($M=12,5$; $SD=6,9$) für τ_2 nach. Auch Hellard et al. (2006) berichten im Schwimmsport von einer großen interindividuellen Variabilität der Modellparameter τ_1 (13–65 Tage; $M=38$; $SD=16$) und τ_2 (5–38 Tage; $M=19$; $SD=11$). Während Taha und Thomas (2003, 1063) zunächst davon ausgehen, dass die Verzögerungsparameter Effekte basaler Trainingswirkungsdeterminanten (zurückliegende Aktivität, Ausgangsleistungsfähigkeit, genetische Disposition) einschließen können, konkretisiert Pfeiffer (2008, 28), im Kontext mit den existierenden Ergebnissen und deren großer Varianz in Bezug auf die Einzelwerte, dass τ_1 und τ_2 wesentlich vom Studiendesign und der Quantifikation der Input- und Outputparameter abhängig sind und eine physiologische Interpretation daher als kritisch zu beurteilen ist.

Für interindividuelle Vergleiche und Interpretationen der empirisch bestimmten Gewichtungsfaktoren ist nach Busso et al. (1997, 1685) das Verhältnis zwischen k_2 und k_1 heranzuziehen. Während in ersten Studien mit Default-Parametern von einem Verhältnis von zwei zu eins ausgegangen wurde (Banister, 1991; Banister et al., 1992, 1999; Fitz-Clarke et al., 1991), zeigen weitere Publikationen zum FF eine deutliche Streuung in den simulierten Werten. Bezogen auf Untersuchungen im Radsport wurden mit untrainierten Probanden Werte von 1,8 bis 5,7 (Busso et al., 1991) bzw. 0,27 bis 8,95 (Pfeiffer, 2008; Pfeiffer & Perl, 2009) und für Freizeitsportler von 0,00 bis 2,43 (Ganter et al., 2006a, 2006b) berichtet. Ganter (2010) erzielt mit einer Probandengruppe von Radsportlern und Triathleten (Freizeit- und Elitesportler) einen Wertebereich von –1,46 bis 8,67. Auch im Bereich des Schwimmsports berichten Mujika et al. (1996) über eine Spanne von 0,00 bis 13,34. Auf Basis der publizierten empirischen Befunde kann das ursprünglich angenommene Verhältnis von zwei zu eins für die Gewichtungsfaktoren in Bezug auf Ausdauersportarten und im Speziellen

für die radsportspezifische Betrachtung nicht allgemeingültig bestätigt werden (vgl. Pfeiffer, 2008, 28). Allen und Coggan (2010, 146ff.) sehen dies in der Abhängigkeit der Gewichtungsfaktoren von der Quantifikation der Input- und Outputvariablen begründet. Bezogen auf einen Datensatz eines Probanden führen demnach Unterschiede in der Erfassung der Datenpaare (Maßeinheiten der Input- und Outputangaben) zu differierenden Ausprägungen der Gewichtungsfaktoren. Die Differenzen ergeben sich aus der mathematischen Anpassung (Modellkalibrierung) der Systemgleichung im FF an die realen Trainings- und Leistungswerte (vgl. auch Busso et al., 1997, 1685f.). Eine intra- und interindividuell vergleichende Betrachtung ist daher nur unter standardisierten Bedingungen möglich und muss dennoch, vor dem Hintergrund der vorliegenden Arbeiten, als interpretativ kritisch angesehen werden. Aus trainingspraktischer Sicht kann allgemeingültig festgehalten werden, dass Trainingsinterventionen zunächst phasenbezogen einen negativen Einfluss auf die Leistung haben, wenn k_2 größer als k_1 ist und somit auch der Quotient aus k_2 zu k_1 größer als eins ist (Busso, 2003, 1192).

Im Kontrast zum klassischen Modellansatz mit fixen Modellparametern implementieren Busso et al. (1997, 2002) in zwei aufeinanderfolgenden Radsportstudien einen Modellansatz mit zeitvarianten Modellparametern. Die fortlaufende Neuberechnung der Modellparameter (*RSS*) zeigte einen positiven Zusammenhang zwischen der Trainingshäufigkeit und dem Ausmaß und der Dauer des Fatigue-Effekts einer Trainingseinheit. Im Hinblick auf die Aussagekraft zeitvarianter Modellparameter stellen Busso et al. (1997) heraus, dass die Analyse der zeitlichen Veränderungen der Modellparameter Interpretationsansätze für phasenbedingte Anpassungsreaktionen, der zugrunde liegenden physiologischen Mechanismen, bietet. Deren direkte Zuordnung und kausal schlüssige Interpretation ist aber aufgrund des veränderten Modellverhaltens zeitvarianter Systeme nicht möglich.

Im Hinblick auf die, aus den Modellparametern, abgeleiteten Parameter t_n und t_g zeigten sich modelltheoretisch, unter Verwendung der Default-Parameter, Werte von 16 Tagen für t_n und 40 Tagen für t_g . Speziell die daraus abgeleiteten Tapering-Empfehlungen von 16 Tagen Trainingspause vor einem Zielwettkampf stehen im Widerspruch mit den aus der langjährigen Trainingspraxis existierenden Erfahrungen (Fitz-Clarke et al., 1991). Anhand einer Sensitivitätsanalyse untersuchten Fitz-Clarke et al. (1991) den Einfluss einer Variation der Modellparameter auf die abgeleiteten Größen t_n und t_g . Hierbei zeigte sich, dass die Variation des Verzögerungsparameters τ_1 kaum Einfluss auf t_n und t_g hat. Im Gegensatz dazu wirken sich Änderungen in den Modellparametern τ_2 , k_1 und k_2 deutlich auf das resultierende Ergebnis von t_n und t_g aus.

Mujika et al. (1996) erzielen in einer Schwimmstudie mit 18 Eliteschwimmern im Mittel Werte von 12,2 Tagen ($SD=5,7$) für t_n und 31,5 Tagen ($SD=11,6$) für t_g . Absolut betrachtet lagen die Werte in einer Zeitspanne von null bis 27 Tagen für t_n und null bis 56 Tagen für t_g . Die von Hellard et al. (2006), ebenfalls aus dem Bereich des Leistungsschwimmsports, dokumentierten Mittelwerte liegen mit 19 Tagen ($SD=9$) für t_n und 43 Tagen ($SD=19$) für t_g doch deutlich darüber. Auch hier weisen die Ein-

zelwerte eine hohe Streubreite auf ($t_n=7-31$ Tage; $t_g=15-71$ Tage). Morton et al. (1990) berichten in einer Studie mit zwei Freizeitläufern von 11 bzw. 16 Tagen für t_n . Wood et al. (2005) hingegen erzielte in einer Studie mit einem freizeitsportlichen Mittelstreckenläufer deutlich geringere Werte für t_n (4 Tage) und t_g (14 Tage). Anhand der publizierten Ergebnisse lässt sich auch für die aus den Modellparametern abgeleiteten Größen t_n und t_g eine große individuelle Varianz feststellen.

Zusammenfassend bleibt festzuhalten, dass auf der Basis der vorliegenden Publikationen, auch innerhalb ähnlicher Probandengruppen (Sportart, Leistungsniveau), eine hohe Variabilität der Modellparameter existiert und hieraus bisher keine eindeutigen Rückschlüsse in Bezug auf zugrunde liegende Adaptationseffekte gezogen werden konnten. Hellard et al. (2006) formulieren diesbezüglich die Annahme, dass die große Streuung der Modellparameter mit ursächlich für systembedingte Ungenauigkeiten in der Modellierung ist.

5.3.3 Modellvalidierung

Zur Validierung der Modellstruktur des FF wurden Untersuchungen in verschiedenen Sportarten durchgeführt und der Zusammenhang zwischen simuliertem und realem Leistungsoutput, bei gegebenem Trainingsinput, ermittelt. Darüber hinaus liegen weiterführende Studien mit dem FF vor anhand derer die Güte der Modellkalibrierung über den Modell-Fit ablesbar ist und somit Rückschlüsse über die Modellvalidität gezogen werden können. Die Beurteilung der Güte der Modellanpassung erfolgte in den betrachteten Untersuchungen auf Basis des Korrelationskoeffizienten r bzw. des Determinationskoeffizienten R^2 und der statistischen Signifikanz mittels F -Test (vgl. Kapitel 5.2). Pfeiffer (2008, 23) konstatiert in diesem Zusammenhang kritisch, dass nur für lineare Regressionsmodelle eine eindeutige Definition von R^2 vorliegt und bei den examinieren Publikationen nicht immer eine exakte Definition zur Bestimmung von R^2 genannt wurde.

Bei der Beurteilung der Modellgüte darf aus statistischer Sicht die zugrunde liegende Anzahl an Messwerten nicht außer Acht gelassen werden. Im Hinblick auf die Erzielung statistisch stabiler Lösungen werden bereits für lineare Regressionsmodelle Fallzahlen von mindestens 15 bis 20 Messwerten pro Einflussvariable empfohlen (Hellard et al., 2006; Schneider et al., 2010, 781; Stevens, 1992, 72, 125). Hellard et al. (2006) folgern in Bezug auf das FF, dass entsprechend der nicht linearen statistischen Zusammenhänge in Anlehnung an asymptotische Theorien größere Fallzahlen (Anzahl der Testleistungen) in der linearen Regressionsanalyse notwendig sind (vgl. auch Avalos et al., 2003, 839). Eine hohe Anzahl serieller Messungen ist aus trainingspraktischer Sicht, speziell im Hochleistungssport, oftmals als problematisch zu erachten und außerhalb von Labor-Settings nur bei Verwendung minimalinvasiver Methoden realisierbar (vgl. Kapitel 5.1.2). Betrachtet man die vorliegenden Publikationen zum FF mit leistungssportlichem Zugang, so ist festzustellen, dass insgesamt nur wenige Studien mit mehr als 25 Referenzleistungen im Untersuchungszeitraum existieren und diese in den Sportarten Gewichtheben (Busso et al., 1990) und

Schwimmen (Hellard et al., 2005; Thomas et al., 2008) durchgeführt wurden. Schließt man Studien mit Untrainierten und Freizeitsportlern in die Betrachtung mit ein, so sind zudem verschiedene Fahrradergometerstudien mit entsprechenden Fallzahlen anzuführen (Busso, 2003; Busso et al., 1991, 1997, 2002). Für Untersuchungen mit kleineren Fallzahlen (weniger als 20 Testleistungen) ist festzustellen, dass nur statistisch starke Zusammenhänge nachweisbar sind (Schneider et al., 2010, 781) und auch trotz hohem R^2 kein Zusammenhang zwischen abhängiger und unabhängiger Variable existieren kann (Ali, 1987, 215).

Im Folgenden werden die vorliegenden empirischen Befunde zum FF vor dem Hintergrund der Modellvalidität genauer betrachtet. In einer Studie über 52 Wochen mit sechs *Elitegewichthebern*, basierend auf einem Datensatz von Häkkinen, Pakarinen, Alén, Kauhanen und Komi (1987), erhielten Busso et al. (1990) stabile Modellanpassungen ($R^2 = 0.50\text{--}0.97$) mit statistischer Signifikanz ($p < 0.01$ bei einem Probanden, übrige $p < 0.001$). Mit dem identischen Datensatz erzielten Busso et al. (1992), unter Berücksichtigung eines erweiterten FF (Multikomponentenansatz), ebenfalls bei allen Testpersonen signifikante Werte (3 Probanden $p < 0.05$, 1 Proband $p < 0.01$, 2 Probanden $p < 0.001$) in der Modellierung und einen deutlich variableren Modell-Fit ($R^2 = 0.29\text{--}0.85$). Basierend auf diesen Erkenntnissen verwendeten Busso et al. (1994) in einer 37-wöchigen Studie mit einem *Elitehammerwerfer* ein modifiziertes FF mit abgeleiteten Modellkomponenten. Über den Versuchszeitraum konnte für den Probanden eine gute Modellanpassung ($R^2 = 0.91$) mit statistischer Signifikanz ($p < 0.001$) bestimmt werden.

Bezogen auf den *Laufsport* konnten Morton et al. (1990, 1176) in einer Studie mit zwei Freizeitsportlern über einen Zeitraum von elf Wochen gute Modellanpassungen ($R^2 = 0.71$, $p < 0.001$; $R^2 = 0.96$, $p < 0.0001$) zwischen modellierter Leistung und Referenzleistung erzielen. Banister et al. (1992) bestätigten, basierend auf dem identischen Datensatz, die Werte in Bezug auf den Modell-Fit. Auch Wood et al. (2005) erzielen in einer zwölfwöchigen Untersuchung mit einem Mittelstreckenläufer (Freizeitsportler) einen guten Modell-Fit ($R^2 = 0.92$) mit statistischer Signifikanz ($p < 0.01$).

Im Bereich des *Schwimmsports* dokumentieren Mujika et al. (1996) in einer 44-wöchigen Studie mit 18 Elitesportlern, gemessen am Determinationskoeffizienten R^2 , Modellanpassungen im Wertebereich von 0.45 bis 0.85 ($p < 0.05$). Auch Hellard et al. (2006) bestätigen in einer 60-wöchigen Schwimmstudie mit neun Eliteschwimmern die Ergebnisse und ermitteln durchgängig gute Modellanpassungen ($R^2_{\text{korr}} = 0.61\text{--}0.97$) mit statistischer Signifikanz (3 Probanden $p < 0.05$, 2 Probanden $p < 0.01$, 4 Probanden $p < 0.001$). Die Autoren bescheinigen dem FF anhand einer ausführlichen Modellevaluation eine gute Modellstabilität und eine geringe Variabilität in der Leistungssimulation. Demgegenüber erzielen Hellard et al. (2005) für einen mehrjährigen Zeitraum mit sieben Eliteschwimmern durchgängige niedrigere Werte für den Modell-Fit ($R^2 = 0.30\text{--}0.53$, $p < 0.05$).

Neben den genannten Befunden in verschiedenen Ausdauersportarten liegen auch aus dem Bereich des *Radsports* verschiedene Publikationen zum FF vor. In einer Untersuchung mit acht untrainierten männlichen Probanden analysierten Busso et al.

(1991), im Rahmen einer 14-wöchigen Fahrradergometerstudie, die Modellstruktur des FF in Bezug auf die Anzahl der relevanten Modellkomponenten. In Betracht kamen dabei Ein- und Mehrkomponentenmodelle, mit und ohne antagonistischer Ausprägung. Signifikante Ergebnisse für den Modell-Fit ($p < 0.001$) konnten bei allen Probanden sowohl für das Ein- ($R^2 = 0.764\text{--}0.931$) als auch für das Zwei-Komponenten-Modell ($R^2 = 0.792\text{--}0.938$) nachgewiesen werden. In der Folge stellen Busso et al. (1997) ein FF mit zeitvarianten Modellparametern vor, um den durch trainingsbedingte Anpassungsphänomene veränderten individuellen Settings Rechnung zu tragen. Die schrittweise Neuberechnung der Modellparameter (RSS) resultierte in einer 14-wöchigen Studie mit zwei FreizeitradSPORTlern in einer optimierten Modellanpassung, im Vergleich zur zeitinvarianten Betrachtung ($R^2 = 0.875$ und 0.879). Eine weitere Untersuchung (Busso et al., 2002) mit ebenfalls zeitvarianten Modellparametern bestätigte die guten Ergebnisse in Bezug auf den Modell-Fit ($R^2 = 0.957\text{--}0.982$).

In einer weitergehenden Studie modifiziert Busso (2003), auf der Grundlage der Vorstudienenergebnisse, das FF dahin gehend, dass der Gewichtungsfaktor der Fatigue-Komponente eine Zustandsgröße repräsentiert, die in Abhängigkeit des Trainingsinputs variiert. Dieses modifizierte FF greift die Forderung nach nicht linearen Modellstrukturen auf und erweitert das klassische, linear deterministische FF. Mit dem nicht linearen FF konnten, basierend auf einem Datensatz von Busso et al. (2002), bei allen Probanden signifikante Modellanpassungen erzielt werden. Zudem konnte anhand der Simulationsergebnisse ein Zusammenhang im Sinne einer umgekehrten U-Funktion zwischen dem täglichen Training und dem resultierenden Leistungszuwachs dargestellt werden (Busso, 2003). Der nicht lineare Modellansatz wurde in der Folge auch in Untersuchungen zum wettkampfspezifischen Tapering eingesetzt (Thomas et al., 2008; Thomas, Mujika & Busso, 2009).

Die vorliegenden Untersuchungen zeigen einerseits, aus globaler Sicht, teils gute bis sehr gute Modellanpassungen mit statistischer Signifikanz, andererseits aber auch, bei individueller Betrachtung, phasenbezogen große Abweichungen zwischen modelliertem und realem Systemverhalten. Insbesondere in Bezug auf kurzfristige nicht lineare Leistungsänderungen scheint das FF aufgrund seiner mathematisch deterministischen Grundstruktur nur bedingt anpassungsfähig. Ansätze mit zeitvarianten Modellparametern liefern in einer Vergleichsstudie bessere Modellanpassungen, bedingen aber auf der anderen Seite eingeschränkte Möglichkeiten der Leistungsprognose. Gerade im Hinblick auf die Erarbeitung einer wirkungsvollen Trainingswirkungsanalyse spielt aber neben der retrospektiven Trainingsanalyse vor allem auch die zielgerichtet prospektive Planung eine zentrale Rolle.

Weitere anwendungsbezogene Untersuchungen zum FF (Ganter, 2010; Ganter et al., 2006a, 2006b; Pfeiffer, 2008; Pfeiffer et al., 2009; Pfeiffer & Perl, 2009) werden in Bezug auf den Modell-Fit und die Modellprognose in Kapitel 5.5 näher beleuchtet, da sie forschungsimplizit eine Gegenüberstellung mit dem, in dieser Arbeit ebenfalls betrachteten, PerPot vornehmen.

5.3.4 Physiologische Korrelate für Fitness und Fatigue

Das klassische antagonistische FF basiert auf einer Systemstruktur, welche ursprünglich nicht auf basalen (physiologischen) Wirkungsmechanismen, sondern einer einfachen Input-Output-Relation gründet (Taha & Thomas, 2003; vgl. Kapitel 5.3.1). Dennoch wurde in verschiedenen Untersuchungen versucht, einen Bezug zwischen den im FF antagonistisch wirkenden Modellkomponenten (Fitness und Fatigue) und physiologischen Beanspruchungskorrelaten herzustellen. Hintergrund dieser Bemühungen ist die Begründung der modellimpliziten Verlaufsscharakteristik der Modellkomponenten, über zugrunde liegende physiologische Adaptationsprozesse (externe Validierung).

Banister und Hamilton (1985) verglichen in einer Studie mit fünf Läuferinnen den zeitlichen Verlauf von Parametern des Eisenstatus mit den dazu korrespondierenden Verläufen der Modellkomponenten. Die Autoren stellten fest, dass Serum-Eisen und Transferrin-Sättigung bei den meisten Probanden phasengleich mit der Modellkomponente Fatigue verlaufen, während der Verlauf des Serum-Ferritins phasenverschoben reagiert. Candau et al. (1992) untersuchten ebenfalls die trainingsbedingten Auswirkungen auf den Eisenstatus und konnten mit einem Ein-Komponenten-Modell eine signifikante Korrelation mit Serum-Eisen ($r = -0.63$, $p < 0.001$) und MCV ($r = 0.59$; $p < 0.001$) nachweisen.

Busso et al. (1990) untersuchten in einer Studie mit sechs Elitegewichthebern, deren Ursprungsdaten aus einer Studie von Häkkinen et al. (1987) stammen, den verlaufsbezogenen Zusammenhang zwischen hormonellen Belastungsreaktionen und den Modellkomponenten. Die besten Ergebnisse zeigten sich für den Vergleich von Fitness und Testosteron-Level, die jeweils bei allen Probanden durch einen phasengleichen, ähnlichen Verlauf charakterisiert sind ($r = 0.61$ – 0.92). Bei zwei Probanden konnte eine signifikante Korrelation festgestellt werden ($r = 0.91$, $p < 0.05$ und $r = 0.92$, $p < 0.01$). Auch für die individuelle prozentuale Veränderung des Fitness-Levels, in Relation zur prozentualen Änderung der Serum-Testosteron-Konzentration, konnte für die Probandengruppe, bezogen auf einen Zeitraum von 37 Wochen, eine hoch signifikante Korrelation ($r = 0.99$, $p < 0.001$) festgestellt werden. Der Vergleich der Modellkomponente Fatigue mit den Testosteron-Werten ($r = 0.34$ – 0.88) zeigte ähnliche Werte und lieferte bei einem Probanden ($r = 0.88$, $p < 0.01$) einen signifikanten Zusammenhang. Auch die individuelle prozentuale Veränderung des Fatigue-Levels im Vergleich zur prozentualen Änderung der Serum-Testosteron-Konzentration zeigte, im betrachteten 37-wöchigen Zeitraum, eine signifikante Korrelation ($r = 0.82$, $p < 0.05$). Weitere hormonelle Parameter zeigten bei einzelnen Probanden ebenfalls signifikante Zusammenhänge zu den Modellkomponenten. Taha und Thomas (2003, 1069f.) konstatieren im Kontext dieser Studie, dass es interpretativ schwierig sei, den positiven Zusammenhang zwischen der physiologischen Variable Testosteron und den beiden antagonistisch wirkenden Modellkomponenten, Fitness und Fatigue, zu deuten.

In einem Multikomponentenansatz haben Busso et al. (1992), basierend auf dem vorgenannten Datensatz (Häkkinen et al., 1987), den Zusammenhang zwischen hor-

monellen Parametern und bis zu vier Modellkomponenten weitergehend untersucht. Für jeden Probanden wurde die optimale Anzahl und Ausprägung (positiv bzw. negativ) der Modellkomponenten individuell bestimmt (*RSS*, *F-Test*). Betrachtet wurde ein sechswöchiger Zeitraum, mit vier Wochen intensivem Training und anschließendem zweiwöchigem reduziertem Training, zur Vorbereitung auf den ersten Wettkampf. Die individuelle prozentuale Veränderung des LH-Spiegels (luteinisierendes Hormon) im Vergleich zur prozentualen Änderung der Fitness-Komponente lieferte eine signifikante Korrelation ($r=0.97$, $p<0.01$) in der intensiven Trainingsphase. Die Autoren fügen diesem Ergebnis aber relativierend an, dass der Verlauf der Fitness-Komponente stark von den Startwerten des vorgeschalteten Trainings determiniert war und in Abhängigkeit des Leistungsniveaus unterschiedliche Erholungszeiten des androgenen Systems in der verminderten Trainingsperiode zu erwarten sind.

Banister et al. (1992) untersuchen bei zwei Freizeitsportlern den Zusammenhang zwischen dem trainingsbedingten Verlauf der Modellkomponente Fatigue und der Serum-Enzymaktivität. Für beide Probanden konnte festgestellt werden, dass die Enzyme Creatinkinase, Laktatdehydrogenase und Glutamat-Oxalacetat-Transaminase jeweils einen ähnlichen Verlauf charakterisieren, wie die Modellkomponente Fatigue. In allen Fällen ist jedoch die Serum-Enzymaktivität zeitlich vorgelagert phasenverschoben.

Wood et al. (2005) verglichen in der zwölfwöchigen Studie mit einem freizeitsportlichen Mitteldistanzläufer den Verlauf der Modellparameter mit der maximalen Sauerstoffaufnahme (VO_{2max}), der Laufgeschwindigkeit an der ventilatorischen Schwelle und der Laufökonomie, gemessen über die Sauerstoffaufnahme bei einer Laufgeschwindigkeit von 17 Kilometern pro Stunde. Dabei zeigte sich ein signifikanter Zusammenhang zwischen der Modellkomponente Fitness und der ventilatorischen Schwelle ($r=0.94$, $p<0.0001$) sowie der Laufökonomie ($r=-0.61$, $p<0.04$). Für den Vergleich der Fatigue-Komponente mit dem über POMS (profile of mood states) ermittelten Ermüdungsprofil ergab sich visuell ein guter Zusammenhang, wobei, bedingt durch zwei Ausreißer, die Korrelation abgeschwächt wurde ($r=0.75$, $p<0.05$).

Die im trainingswissenschaftlichen Bereich publizierten Untersuchungen zur Überprüfung des Zusammenhangs zwischen den Modellkomponenten Fitness und Fatigue und den zugrunde liegenden physiologischen Prozessen liefern nur in wenigen Fällen stichhaltige Ergebnisse. In den vorgestellten Studien konnte lediglich für das physiologische Korrelat Testosteron ein aussagekräftiger Bezug zur Fatigue-Komponente hergestellt werden. Vor dem Hintergrund der gleichzeitig signifikanten Korrelation mit der Fitness-Komponente muss dieser Befund jedoch kritisch betrachtet werden (Taha & Thomas, 2003). Auch in Bezug auf die Fitness-Komponente konnte bislang nur in einer Einzelfallbetrachtung eines Läufers ein schlüssiger Zusammenhang mit der ventilatorischen Schwelle nachgewiesen werden (Wood et al., 2005). Es existieren darüber hinaus aktuell keine weiteren Untersuchungen, die diese ersten Befunde spezifizieren oder bestätigen. Für weitere physiologische Marker konnten allenfalls visuell ähnliche oder phasenverschobene Verläufe (Banister et al.,

1992; Banister & Hamilton, 1985) bzw. globale Zusammenhänge (Candau et al., 1992) gezeigt werden. Taha und Thomas (2003) sehen nicht ausschließlich im Modellverhalten die Ursache für die unzureichenden Befunde, sondern begründen diese über die Schwierigkeit zur Identifikation passender physiologischer Parameter, welche auf basaler Ebene in der Lage sind, trainingsbedingte positive bzw. negative Leistungsentwicklungen zu repräsentieren. Aufgrund der entwicklungsgeschichtlich verankerten Black-Box-Struktur des FF und der modellimpliziten Abhängigkeit der Modellparameter vom Studiendesign (Quantifikation der Input- und Outputparameter; vgl. auch Kapitel 5.3.2) ist davon auszugehen, dass die zeitlichen Verläufe der Modellkomponenten des systemtheoretischen Strukturmodells nur bedingt durch trainingsinduzierte physiologische Prozesse abzubilden sind.

5.3.5 Trainingspraktische Modellanwendungen

Aus trainingspraktischer Sicht finden sich in der trainingswissenschaftlichen Literatur zum FF primär Anwendungen zur Gestaltung und Optimierung der Tapering-Phase vor einem Wettkampf (Banister et al., 1999; Mujika et al., 1996; Thomas et al., 2008, 2009). Zentrale Betrachtung dieser Untersuchungen ist die Wirksamkeit unterschiedlicher Tapering-Konzepte auf die resultierende Wettkampfleistung. In einer Studie mit Eliteschwimmern konnten Mujika et al. (1996) zeigen, dass der Leistungsgewinn während einer drei- bzw. vierwöchigen Tapering-Phase, aus modelltheoretischer Sicht, durch eine Reduktion der Fatigue-Wirkung bei gleichbleibendem Fitness-Einfluss zustande kommt. Weiterführende Überlegungen liefern Banister et al. (1999), die verschiedene Tapering-Strategien miteinander verglichen. Die zunächst modelltheoretischen Überlegungen decken sich mit Ergebnissen der anschließenden Studie mit elf Elitetriathleten und belegen, dass eine schnelle exponentielle Trainingsreduktion (Umfangreduktion um mindestens 50 Prozent, bei weiterhin hoher Intensität) anderen Tapering-Strategien überlegen ist. Thomas et al. (2009) konnten zeigen, dass ein 2-Phasen-Tapering mit zunächst linearer Trainingsreduktion und abschließender dreitägiger Trainingssteigerung klassischen linearen Tapering-Ansätzen überlegen ist. In einer zweijährigen Studie mit Eliteschwimmern konstatieren Thomas et al. (2008), dass es eine große interindividuelle Variabilität in den optimalen Tapering-Charakteristiken gibt und zudem das vorher absolvierte Training einen entscheidenden Einfluss auf das Tapering hat.

Auch außerhalb von Tapering-Untersuchungen wurde das FF bereits zur Trainingsoptimierung eingesetzt. Busso et al. (2002) untersuchten mit einem zeitvarianten Modellansatz den Einfluss der Trainingsdichte auf die resultierende Leistungsfähigkeit. Hier zeigte sich, dass eine Steigerung der Trainingshäufigkeit zu einer zeitlichen Verlängerung und Verstärkung des Fatigue-Effekts führt. Zudem konnte bei einem gegebenen Trainingsinput mit zunehmender Trainingsdichte ein geringerer maximaler Leistungsgewinn nachgewiesen werden.

Neben den oben genannten, zunächst primär trainingswissenschaftlich geprägten Modellanwendungen wird das FF im Rahmen der TrainingPeaks (Peakware LLC,

Lafayette, USA) Online- und Desktop-Coaching-Software, erstmals auch im kommerziellen Bereich auf breiter Basis verwendet. Das hier selektierte FF wurde auf der Grundlage bisheriger wissenschaftlicher Erkenntnisse und dem praxisorientierten Einsatzzweck konzipiert. Aufgrund der hohen Streubreite der Gewichtungsfaktoren in vorliegenden Publikationen und deren Abhängigkeit von der Quantifikation der Input- und Outputparameter (vgl. Kapitel 5.3.2) wird ein modifiziertes FF, ohne Gewichtungsfaktoren und mit fixen Verzögerungsparametern ($\tau_1 = 42$, $\tau_2 = 7$), eingesetzt. Die Modellkomponenten werden mathematisch über einen exponentiell gewichteten, gleitenden Durchschnitt des zurückliegenden Trainingsloads ermittelt. Aufgrund der trainingspraktischen Ausrichtung und der Zielsetzung der simplen Einsetzbarkeit im Coachingbereich wird auf fortlaufende Referenzleistungen und eine individuelle Modellkalibrierung verzichtet. Alle softwareseitig im Trainingstagebuch gespeicherten Trainingsdaten fließen als Trainingsinput in die fortlaufende Berechnung der Modellkomponenten und der resultierenden Leistungsentwicklung ein. Der Datenupload ist aus zahlreichen handelsüblichen Messsystemen, watt- und herzfrequenzbasiert, möglich. Aufgrund der veränderten Modellstruktur verwenden die Hersteller der TrainingPeaks Software eigene Bezeichnungen für die Systemkomponenten und verweisen interpretativ diesbezüglich auf Differenzen zum klassischen FF (Allen & Coggan, 2010, 143ff.).

5.3.6 Grenzen des Modellansatzes

Allen und Coggan (2010, 146ff.) nennen, aus der Perspektive der trainingspraktischen Anwendung, fünf wesentliche Limitierungen des klassischen FF. *Erstens*, beruht das Modell auf einer einfachen Systemstruktur (Black-Box), für welche es bisher nicht gelungen ist, auch physiologische Korrelate zu quantifizieren. Wenngleich dies die Modellvalidität nicht beeinträchtigt, würden die Autoren darin zumindest einen essenziellen Vertrauensfaktor für die trainingspraktische Anwendung sehen. *Zweitens*, bedingt das Modell aus mathematischer Sicht mit wachsendem Trainingsload eine stetige Leistungssteigerung, welche aber mit Erfahrungen aus der Trainingspraxis (Leistungsplateaus, Übertraining, etc.) nicht übereinstimmt. *Drittens*, ist aus statistischer Sicht eine hohe Messdichte der Referenzleistungen (Testdauer auf Zielwettkampf abgestimmt) nötig, welche außerhalb von Laborsettings nur schwer umsetzbar ist. *Viertens*, ist auch bei ausreichender Messdichte die bisher berichtete Genauigkeit in der Leistungsprognose nicht ausreichend, um kleine Trainingseffekte, zum Beispiel kurzfristige Tapering-Erfolge mit 2 bis 5 Prozent Leistungssteigerung, zielsicher zu prognostizieren. *Fünftens*, weisen die Gewichtungsfaktoren in den publizierten Studien eine hohe Streubreite auf, während die Verzögerungsparameter im Mittel vergleichbare Werte liefern. Vor dem Hintergrund, dass das Modellverhalten zudem sensibler auf Veränderungen der Gewichtungsfaktoren, als auf Veränderungen der Verzögerungsparameter, reagiert und die Gewichtungsfaktoren primär von der Quantifikation der Input- und Outputparameter abhängen, schließen die Autoren, dass es unmöglich ist, hieraus weitere Schlüsse in Bezug auf das Adaptationsverhalten zu ziehen.

Vor dem Hintergrund trainingswissenschaftlicher Betrachtung kritisieren weitere Autoren das FF (Hellard et al., 2006; Taha & Thomas, 2003). Die wesentlichen Kritikpunkte sind dabei die mangelnde Genauigkeit in der Leistungsprädiktion, Differenzen zwischen dem modellierten zeitlichen Leistungsverlauf und Erfahrungen aus experimentellen Untersuchungen, die unzureichende Untermuerung der Modellkomponenten mit physiologischen Parametern sowie die mathematisch schlechte Konditionierung der Modellparameter. Bezug nehmend auf die Kernpunkte dieser Kritik konnte Pfeiffer (2008) in einer Fahrradergometerstudie mit untrainierten Probanden, unter standardisierten Bedingungen und bei geeigneter Auswahl der Input- und Outputparameter, diese teilweise entkräften. So zeigten sich sowohl im Modell-Fit als auch in der Leistungsprädiktion, bei äquidistanter Wahl der Testzeitpunkte, teils gute bis sehr gute Werte. Auch für die Modellparameter war ein signifikant positiver Zusammenhang nur für die beiden Gewichtungsfaktoren sowie den Verzögerungsparameter Fatigue und das Verhältnis der Gewichtungsfaktoren nachweisbar. Die unzureichenden Ergebnisse der Studie von Hellard et al. (2006) sieht Pfeiffer daher primär in der unpassenden Wahl der Parameter für Trainingsbelastung und Leistung begründet. In Bezug auf die eigene Untersuchung resümiert Pfeiffer, dass für künftige Untersuchungen höhere Trainingsbelastungen zu wählen sind, um noch aussagekräftigere Werte zu generieren.

5.4 Performance-Potential-Metamodell (PerPot)

Das von Perl (2000, 2001b, 2002a) entwickelte PerPot wurde für die Abbildung von Wechselwirkungsphänomenen im Kontext physiologischer Adaptation konzipiert. Im Blickpunkt stand dabei die Analyse und Optimierung von Adaptationsprozessen bei sportlichem Training sowie bei Heilungsprozessen in der medizinischen Therapie. Die informatische Zielsetzung bei der Entwicklung der Modellstruktur lag in der Abbildung grundlegender Systemstrukturen sowie deren Wechselbeziehungen, unter Vernachlässigung einer detailgetreuen Rekonstruktion spezifischer Systemeigenschaften. Zentrale charakteristische Elemente des PerPot sind der hohe Abstraktionsgrad der Modellkomponenten, die antagonistische Modellstruktur sowie die adaptive Modelldynamik (Mester & Perl, 2000). In ersten deutschsprachigen Publikationen wird das PerPot synonym unter dem Begriff LeiPot (Leistungs-Potential-Modell) beschrieben (Mester & Perl, 2000; Perl & Mester, 2001).

5.4.1 Modelltheorie und konstituierende Modellkomponenten

Im Rahmen der Entwicklung des PerPot wurden für die zeitabhängigen Wechselwirkungen zwischen Trainingsinput und Leistungoutput charakteristische verlaufsbezogene Rahmenbedingungen festgelegt. Diese orientierten sich an trainingspraktischen und empirischen Erkenntnissen im Bereich der trainingsinduzierten Adaptation. So sollte das PerPot in der Lage sein, trainingsbedingte Superkompensations-

effekte¹⁷, Kollapseffekte im Überlastungsbereich, die umgekehrte U-Funktion¹⁸ der Leistung bei linear ansteigendem Trainingsinput sowie die asymptotisch gegen einen oberen Grenzwert wachsende Leistung¹⁹ bei konstantem Trainingsinput, abzubilden. Die im Metamodell verankerte Modellstruktur und das daraus abgeleitete Modellverhalten sollte zudem systemübergreifend Gültigkeit besitzen (Mester & Perl, 2000, 46).

Ausgangspunkt für die Überlegungen zum PerPot war die Erkenntnis, dass trainingsbedingte Adaptationsprozesse hochgradig individuell ablaufen, dabei zahlreiche interagierende Parameter beteiligt sind und ein dynamisches Systemverhalten zugrunde liegt (Mester & Perl, 2000). Die Modellstruktur des PerPot wurde daher so gewählt, dass ein nicht lineares systemdynamisches Modellverhalten möglich wird. Simulatives Ziel war es, die Dynamik kurz-, mittel- und langfristiger Adaptationsprozesse überlagernd abbilden zu können (Pfeiffer & Schrot, 2010, 145).

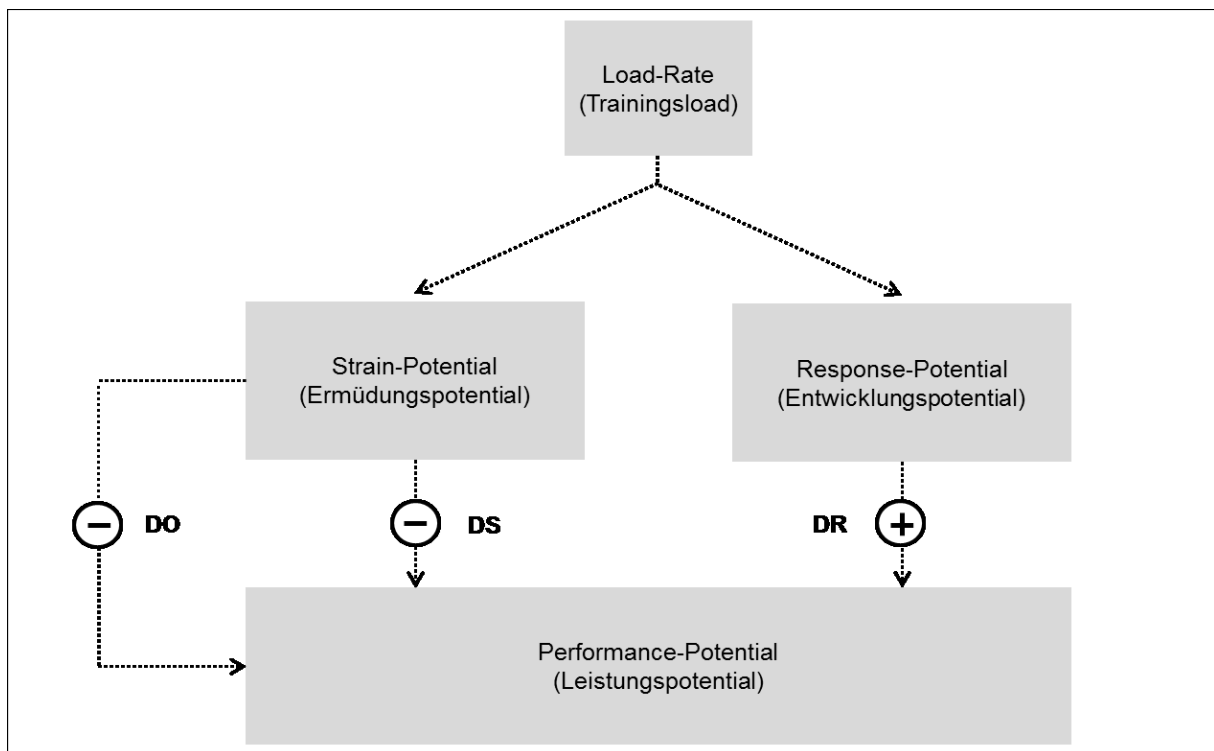


Abb. 6. Grundlegende PerPot-Modellstruktur (mod. nach Perl, 2000)

Zentrales Element der PerPot-Modellstruktur ist das Leistungspotential (PP, Performance-Potential), welches den aktuellen sportlichen Leistungszustand repräsentiert und, in Abhängigkeit des Trainingsinputs (LR, Load-Rate), über Flüsse aus den antagonistisch wirkenden Pufferpotentialen Ermüdungspotential²⁰ (SP, Strain-Potential)

¹⁷ vgl. Kapitel 3.3.3

¹⁸ vgl. Kapitel 3.3.4

¹⁹ Quantitätsgesetz des Trainings (Hohmann et al., 2007, 164).

²⁰ In der deutschsprachigen Literatur wurde initial der Begriff Belastungspotential verwendet (Mester & Perl, 2000; Perl & Mester, 2001). Aufgrund der sprachlichen Nähe zur Inputgröße Trainingsbelastung, wird im Rahmen dieser Arbeit synonym der Begriff Ermüdungspotential verwendet.

und Entwicklungspotential (RP, Response-Potential), bestimmt wird. Die modellintern ablaufenden Wirkungszusammenhänge sind abhängig von der Zeit (t).

Basierend auf der systemimmanenten Modellstruktur erhöht jeder Trainingsinput gleichermaßen die beiden, als Zwischenspeicher fungierenden, Pufferpotentiale SP und RP. In Bezug auf das resultierende PP hat SP eine negative (leistungsmindernde) und RP eine positive (leistungssteigernde) Wirkung. Zur Abbildung der zeitverzögert ablaufenden Trainingswirkungen werden im PerPot die Flüsse der Pufferpotentiale zum Leistungspotential über die Verzögerungsparameter DS (Delay of Strain-Rate) und DR (Delay of Response-Rate) zeitlich determiniert (Perl, 2000).

Analog zu natürlichen biologischen Systemen sind die modellintern verankerten Potentiale mit Kapazitätsober- und -untergrenzen versehen. Basierend auf diesen Limitierungen sind auch für die Flussraten der Pufferpotentiale (Durchsatz in Richtung Leistungspotential), in den Flussgleichungen, potentialbezogene Minimum-, Maximum-Operatoren hinterlegt. Die jeweilige Flussrate ist somit abhängig vom Füllstand des PP(t) und des betreffenden Pufferpotentials SP(t) bzw. RP(t) sowie von der zeitlichen Verzögerung (DS bzw. DR) des Prozesses. Die Verwendung der Minimum-, Maximum-Operatoren bedingt das modellcharakteristische nicht lineare Systemverhalten des PerPot (Mester & Perl, 2000).

Um akute und chronische Kollapseffekte simulieren zu können, wurde die PerPot-Modellstruktur um eine Überlauffunktion (overflow) des negativ wirkenden SP(t) erweitert. Übersteigt der trainingsbedingte Zufluss die Kapazitätsgrenzen des SP(t), so fließen die überschüssigen Anteile des Trainingsloads über den Überlauf ab. Die zeitliche Verzögerung DO (Delay of Strain-Overflow-Rate) der Überlauffunktion ist wesentlich kleiner als die von DS, sodass sich dieser Fluss unmittelbar negativ auf die resultierende Leistung auswirkt (Perl, 2000). Von einer modellsymmetrischen Übertragung der Überlauffunktion auf das RP(t) wurde abgesehen, da diese als nicht gesichert angesehen wurde (Mester & Perl, 2000).

Die Ausschöpfung des SP(t) lässt sich mathematisch über die Reservefunktion $R(t)$ beschreiben. Diese gibt die Differenz zwischen der maximalen Potentialkapazität (SP_{max}) und dem aktuellen Füllstand an. Ist die Reservefunktion negativ, so ist dies ein Indiz für einen akuten Überlastungszustand, welcher sich bei ausbleibender Trainingsreduktion (chronische Überlastung) in der Folge in einem Leistungszusammenbruch (Übertrainingssyndrom) äußert (Perl, 2000).

$$R(t) = SP_{max} - SP(t) \quad \text{(Gleichung 24)}$$

Im Hinblick auf physiologische Begründungen der Modelleigenschaften liefern Perl und Mester (2001) Interpretationsansätze für die Verzögerungs- und Kapazitätsparameter (maximale Potentialgrößen). Auf physiologischer Ebene können die Verzögerungsparameter demnach als Zeitspanne für Transport- bzw. Reaktionsprozesse betrachtet werden und die Kapazitätsparameter als maximales Aggregatpotential (Resultat von Herstellungs- und Speicherungsprozessen) gelten.

Die beschriebene grundlegende PerPot-Modellstruktur mit Überlauffunktion lässt sich auf mathematisch funktionaler Ebene anhand nachfolgender zentraler Gleichungen darstellen. Die diesbezüglichen Ausführungen basieren auf der grundlegenden Arbeit von Perl (2000). Zum besseren Verständnis sollen zunächst nochmals alle beteiligten Modellparameter definiert werden:

LR	Load-Rate
SP, RP, PP	Strain-Potential, Response-Potential, Performance-Potential
SR, RR, OR	Strain-Rate, Response-Rate, Overflow-Rate
DS, DR, DO	Delay of Strain-Rate, Response-Rate, Strain-Overflow-Rate

Die Zwischenspeicherung des Inputs LR in den Pufferpotentialen lässt sich wie folgt beschreiben:

$$SP := SP + LR$$

$$RP := RP + LR \quad (\text{Gleichung 25})$$

Die Flussraten zwischen den Pufferpotentialen und dem resultierenden Leistungspotential sind über die begrenzenden Minimum-, Maximum-Operatoren festgesetzt:

$$SR := \min(\min(1, SP), \max(0, PP)) / DS$$

$$RR := \min(\min(1, RP), \min(1, 1 - PP)) / DR$$

$$OR := \max(0, SP - 1) / DO \quad (\text{Gleichung 26})$$

Der resultierende Potentialfüllstand zum Zeitpunkt t ergibt sich aus dem Potentialinhalt zum Zeitpunkt $t-1$ und der durch Zu-/Abfluss definierten Menge. Die fortlaufende Aktualisierung der modellinternen Potentialfüllstände von SP, RP und PP ist mathematisch definiert als:

$$SP := SP - SR - OR$$

$$RP := RP - RR$$

$$PP := PP + RR - SR - OR \quad (\text{Gleichung 27})$$

Aus der grundlegenden PerPot-Modellstruktur mit Überlauffunktion wurden, entsprechend des geplanten Einsatzszenarios, die weiteren Anwendungen DyCoN, 2-Level-PerPot und Life-Time-Approach abgeleitet. Zur konzeptionellen Einordnung sollen im Folgenden die Grundvorstellungen dieser Modellableitungen kurz erläutert werden.

Das DyCoN (Dynamically Controlled Network) wurde entwickelt, um Lernprozesse abzubilden und kombiniert Kohonennetze (Kohonen Feature Map, KFM) mit der Funktionalität des PerPot. Hierzu wird jedes Neuron des Netzes durch ein PerPot repräsentiert, sodass es über einen internen Speicher und einen adaptiven Lernalgorithmus verfügt. Während im klassischen KFM-Ansatz, bezogen auf sportart-spezifische Lernprozesse, insbesondere die hohe Anzahl der Lernschritte und die,

durch das intern vorgegebene Profil für Lernrate und Aktivierungsradius, mangelnde Anpassbarkeit trainierter Netze limitierend sind, ist das DyCoN in der Lage, abhängig vom Input, kontinuierlich zu lernen und die Informationen im internen Speicher fortlaufend zu modifizieren (Perl, 2000, 2001a, 2002a, 2004a).

Die weiteren PerPot-Modellableitungen bieten insbesondere aus Sicht der Trainingswirkungsanalyse in konditionell determinierten Sportarten weitergehende Analysemöglichkeiten. So wurde das 2-Level-PerPot konzipiert, um kurz- und langfristige physiologische Adaptationsphänomene in einem Modell darstellbar zu machen. Hierzu wurden zwei PerPot-Modellstrukturen miteinander verbunden. Ein Trainingsinput speist gleichermaßen ein internes (langfristige Modelländerungen) und ein externes (kurzfristige Modelländerungen) PerPot. Das interne PerPot bestimmt dabei die dynamische Adaptation der Verzögerungsparameter des externen Modells (Perl, Dauscher & Hawlitzki, 2003). Für Trainingswirkungsanalysen mit lebenslangem Betrachtungshorizont wurde das 2-Level-PerPot zum Life-Time-Approach erweitert. Hierzu wurde das interne PerPot um ein „Vital Potential“ erweitert, welches eine typische altersbezogene Leistungskurve mit einem initialen Leistungsanstieg bis zum Leistungsmaximum und einer nachfolgenden Atrophie repräsentiert (Perl, 2003).

5.4.2 Modellkalibrierung

Obwohl das PerPot auf zunächst einfachen, mathematischen Beziehungen beruht, gestaltet sich die Beschreibung des zeitlichen Systemverhaltens als komplex. Ursächlich dafür ist die nicht lineare Wirkungsstruktur des PerPot, bedingt durch die Implementierung der Minimum-Maximum-Operatoren in den Flussgleichungen (vgl. Kapitel 5.4.1). Zur Datensimulation wurde daher von der Arbeitsgruppe Sportinformatik in Mainz eine computergestützte PerPot-Simulationsumgebung entwickelt. Diese ermöglicht eine online Datenverarbeitung in Echtzeit und liefert neben der Modellkalibrierung weitere Tools zur Datenanalyse. Bedingt durch die interaktive Funktionsweise der Simulationssoftware können Änderungen der Input- und Outputparameter vorgenommen und sofort die daraus resultierenden Ergebnisse abgelesen werden (Perl, 2000).

Im Hinblick auf die einzelfallanalytische Betrachtung der Wechselwirkungen zwischen Training und Leistung müssen im PerPot zunächst die Modellkomponenten an die Input-Output-Struktur des originären Trainingsdatensatzes angepasst werden (Kalibrierung). Ziel der Anpassung ist eine möglichst genaue Approximation der vom PerPot simulierten Leistungsdaten an die realen Leistungsdaten (Modell-Fit), bei gegebenem Trainingsinput. Der Kalibrierungsvorgang basiert auf einem simulationsbasierten Kalibrierungsverfahren und liefert eine iterative Modelllösung für die zeitliche Dynamik des Anpassungsprozesses (Perl, 2004b). Die Simulationsergebnisse sind bei identischer Input-Output-Struktur jederzeit reproduzierbar, da das PerPot auf einer mathematisch deterministischen Grundstruktur basiert (Endler, 2013). In der PerPot-Simulationssoftware wird im Zuge der Kalibrierung und Online-Simulation als Gütekriterium der Modellanpassung das skalenunabhängige Fehler-

maß mittlerer prozentualer Fehler (*MAPE*, mean absolute percentage error), gemessen in Prozent, ausgegeben (vgl. Kapitel 5.2).

Im Rahmen des Kalibrierungsvorgangs werden die modellspezifischen Parametereinstellungen, entsprechend einem individuellen Fingerabdruck, vorgenommen. Hierbei werden die Verzögerungsparameter DS, DR, DO bestimmt und die Normierungsfaktoren für die Input- und Outputdatenreihe kalibriert. Im systemoffenen Modellansatz des PerPot sind die modellseitigen Input- und Outputvariablen uninterpretiert und somit unabhängig von der semantischen Interpretation der Realdaten. Im Zuge der Kalibrierung wird die Datenreihe für den Input und den Output mit dem jeweiligen Input- bzw. Output-Normierungsfaktor versehen, sodass deren Werte in einem Wertebereich zwischen null und eins liegen. Der Startwert des PP ergibt sich dementsprechend aus dem normierten realen Leistungswert zum Startzeitpunkt der Kalibrierung. Auch die internen Potentiale SP und RP sind im Wertebereich von null bis eins normiert und werden bei der Modellkalibrierung mit einem identischen Startwert versehen. Die Normierung der Potentiale definiert zugleich die jeweiligen systeminternen Potentialkapazitäten (Mester & Perl, 2000; Perl, 2004b). Bezogen auf die Potentialfüllstände von SP und RP ergibt sich eine Differenzierung zwischen den PerPot-Anwendungen Modellsimulation und Modellprognose. Während bei der Modellkalibrierung (Simulation) die Potentiale zum Startzeitpunkt der Kalibrierung mit einem identischen Startwert versehen werden, entsprechen die Startwerte im Prognosezeitraum den Endwerten des vorgelagerten Kalibrierungszeitraums.

Im PerPot kann das Zeitintervall (Δt) der Input- und Outputdaten frei gewählt werden, da in der Modellstruktur nur abstrakte Zeiteinheiten hinterlegt sind (Perl, 2004b). Erst in der Modellanwendung werden im Rahmen der Modellkalibrierung die zeitabhängigen Verzögerungsparameter durch die externe Zeitstruktur konditioniert und zeitlich interpretierbar. Ist die Datenreihe der Input-Output-Struktur beispielsweise mit einem tageweisen Zeitraster hinterlegt, so lassen sich auch die Verzögerungsparameter, durch Multiplikation mit dem Faktor 3, tageweise skaliert bestimmen. Der Korrekturfaktor ergibt sich aus der modellimpliziten, zeitlichen Flusscharakteristik der Potentialfüllungen, da die Menge des Abflusses pro Zeitschritt abhängig vom jeweiligen Potentialfüllstand und der zeitlichen Verzögerung ist (vgl. Perl, 2004a, 21ff.; Perl, 2006, 5f.).

Die in der Kalibrierung definierten zeitinvarianten Verzögerungsparameter DS und DR sind für den betrachteten Zeitraum festgelegt (global optimierte Verzögerungen) und determinieren, in Kombination mit der Überlauffunktion, das zeitlich charakteristische, dynamische Systemverhalten des PerPot (Perl, 2009). Bei konstantem Trainingsinput zeigt das Modell für DS kleiner DR qualitativ eine typische Superkompensationsfunktion, während bei DS größer DR ein klassisches Einschwingverhalten abgebildet wird. Sind die beiden Verzögerungsparameter identisch und liegen gleiche Potentialfüllstände vor, so resultiert dies in einer konstanten Leistung (Perl, 2002a). Perl und Mester (2001) bezeichnen die Verzögerungsparameter als individuellen athletenspezifischen Fingerabdruck, in Abhängigkeit der Eingangs- und Ausgangsgrößen. Insbesondere dem Verhältnis der beiden Verzögerungsparameter

(DS/DR) schreibt Perl (2001b) eine wichtige Funktion zu, da es die Reaktion des Sportlers auf den Trainingsinput sowie dessen zeitliche Veränderung repräsentiert (Perl, 2006). Ist der Quotient DS/DR im betrachteten Zeitraum größer eins, so kann von einem erhöhten Zeitbedarf für die Ermüdungswirkung auf die Leistung und einem insgesamt guten Trainingszustand ausgegangen werden. Bei Werten kleiner eins ist DS vergleichsweise kurz verzögert und es liegt eine verzögerte Erholungsfähigkeit in Bezug auf Trainingsreize vor. Interindividuelle Vergleiche der Verzögerungsparameter und daraus resultierende interpretative Ableitungen sind nur bei hinreichender Güte der vorliegenden Modellanpassungen sinnvoll.

Für das PerPot existieren in Bezug auf die Ausprägung der simulativ erzeugten Verzögerungsparameter nur wenige Untersuchungen. Ganter et al. (2006a, 2006b) berichten in einer Radsportstudie mit zehn freizeitsportlich aktiven Sportstudenten in der Modellsimulation von DS-Werten zwischen 1,5 und 3,9 ($M=2,9$) bzw. DR-Werten zwischen 1,3 bis 2,5 ($M=2,1$). Für den Quotienten DS/DR ergibt sich ein Wertebereich von 1,0 bis 2,1 ($M=1,4$). In einer weiteren Radsportstudie erzielt Ganter (2010) bei einer Probandengruppe von zehn leistungs- bzw. freizeitsportlich aktiven Radfahrern und Triathleten in der Modellsimulation einen Wertebereich von 2,4 bis 8,0 ($M=5,5$) für DS und von 1,4 bis 5,6 ($M=3,3$) für DR. Der Quotient DS/DR ergab einen Wertebereich von 1,2 bis 3,2 ($M=1,8$). In einer parallel durchgeführten Schwimmstudie mit vier Probanden zeigten sich Werte von 2,6 bis 3,9 ($M=3,1$) für DS und 1,8 bis 2,7 ($M=2,2$) für DR. Für den Quotienten DS/DR konnten einheitliche Werte in einer Spanne von 1,3 bis 1,4 ($M=1,4$) dokumentiert werden. Pfeiffer (2008) berichtet in einer Radsportuntersuchung mit sechs Probanden von vergleichbaren Werten für die Verzögerungsparameter DS und DR. Im Mittel ergaben sich Simulationswerte von 2,8 (1,5–6,8) für DS, 2,4 (1,1–6,3) für DR und 1,2 (1,0–2,3) für den Quotienten DS/DR (vgl. Pfeiffer & Perl, 2009). Studienübergreifend zeigt sich, insbesondere in Bezug auf das Verhältnis der Verzögerungsparameter (DS/DR), eine hohe Konstanz. Aufgrund der insgesamt geringen Datenlage und des mangelnden leistungssportlichen Zugangs der vorliegenden Untersuchungen erscheinen weitergehende sportartspezifische Betrachtungen sinnvoll.

Analog zu Modellentwicklungen beim FF (vgl. Kapitel 5.3.2) bietet auch die PerPot-Simulationssoftware eine zeitvariante Ermittlung der Verzögerungsparameter (lokal optimierte Delays), um anpassungsbedingte Veränderungen in der zeitlichen Trainingswirkung zu berücksichtigen. In Bezug auf trainingsbedingte Anpassungen ist nur für kurze Zeiträume von konstanten Wirkungsverzögerungen auszugehen, da sowohl systemische (endogene Rhythmen, z.B. circadianer Rhythmus), als auch dynamische Einflüsse (z.B. Leistungsreduktion durch Überlastung) das Wirkungsgeschehen beeinflussen. Für die Optimierung der Verzögerungsparameter bietet die PerPot-Simulationssoftware im Modul Delay-Analysis die Möglichkeit, lokal optimierte Verzögerungsparameter auszuwählen. Hierbei können entweder beide Verzögerungsparameter DS und DR zeitvariant optimiert oder alternativ jeweils nur einer als zeitvariant definiert werden. Gerade im Hinblick auf die Optimierung der Trainingswirkungsanalyse bei chronischen Belastungen bietet der Einsatz lokal optimierter,

zeit-dynamischer Profile weitergehende Möglichkeiten (Pfeiffer & Schrot, 2010). Die zeitlichen Veränderungen der Verzögerungsparameter können nach Perl (2006) Einblicke in die Zustandsänderungen des betreffenden Athleten liefern.

Pfeiffer und Schrot (2010, 145) bezeichnen das PerPot aufgrund seiner modellbedingten Wirkungsweise als „*dynamisches Zustands-Ereignis-Modell mit adaptiven Wirkungs-Verzögerungen*“. Die konzeptionell bedingte Systemoffenheit ermöglicht eine spätere Adaption der Modellkomponenten an vorliegende sportartbezogene Erkenntnisse (Mester & Perl, 2000, 49).

5.4.3 Modellvalidierung

Bei der Modellvalidierung des PerPot wurde von Perl und Mester (2001), bedingt durch die komplexe Modelldynamik und die mangelnde Datenlage, ein Zugang über simulationsbasierte Kalibrierung gewählt. Hierzu wurde in einem ersten Schritt die PerPot-Kalibrierung mit simulationsbasierten Kalibrierungstests auf ihre Gültigkeit hin überprüft. Im Vergleich künstlich erzeugter Modellparameter eines Datensatzes, mit den durch Kalibrierung erzeugten Werten, berichten die Autoren in verschiedenen Tests von guten Übereinstimmungen mit Abweichungen von circa 0,5 Prozent. In einem zweiten Schritt wurden, nach erfolgreicher Überprüfung des Kalibrierungsalgorithmus, exemplarische simulationsbasierte Gültigkeitsberechnungen vorgenommen. Die Güte der Simulation wurde am prozentualen Approximationsfehler (*MAPE*) zwischen simulierter und originaler Leistung und der visuellen Übereinstimmung der beiden Kurvenverläufe festgemacht. In verschiedenen Fallbeispielen zeigen sich gute Übereinstimmungen in den Simulationswerten mit den realen Datenreihen. Dennoch verweisen die Autoren aufgrund der zeitlich verzögerten Modelldynamik auch auf Grenzen der PerPot-Simulation. Extreme Zustandswechsel in der Leistungsentwicklung sind demnach mit dem PerPot nicht abbildbar. Derartige, physiologisch nicht erklärbare Zustandsänderungen, lassen sich nach Meinung der Autoren als Messfehler oder nicht trainingsinduzierte Ereignisse (z. B. Krankheiten) interpretieren. Die Verwendung lokal optimierter Verzögerungsparameter (zeitvarianter Ansatz) führte bei den vorgestellten Daten zu einer erwartungsgemäßen Verbesserung der Approximation.

Die bei der Modellentwicklung formulierten Modellanforderungen für die modellseitige Trainingswirkungsdynamik (vgl. Kapitel 5.4.1) konnten im Rahmen der Modellvalidierung, am deduktiv entwickelten LeiPot Urmodell, mit künstlichen Datensätzen simulativ bestätigt werden. In Abhängigkeit der Parameterkonfiguration zeigten sich die trainingsinduzierten Effekte Superkompensation, umgekehrte U-Funktion, Kollaps und asymptotisches Einschwingverhalten (Mester & Perl, 2000). Perl und Mester (2001) interpretieren die in den Simulationen mit fiktiven Daten gezeigten Phänomene der Input- und Outputentwicklungen anhand den verlaufsbezogenen Erkenntnissen einer auf Realdaten basierenden Datenreihe, bestehend aus Trainingsumfang und Hämoglobinkonzentration. Die Autoren bestätigen anhand der verlaufsanalytischen Betrachtung der Realdaten die simulativ erzeugten gleich- und gegenläufigen

Wechselwirkungen zwischen dem Trainingsinput und dem resultierenden Leistungsoutput.

Das PerPot wurde in zahlreichen Publikationen (Mester & Perl, 2000; Perl, 2000, 2001b, 2002a, 2004a, 2004b, 2006; Perl & Mester, 2001) hinreichend modelltheoretisch dokumentiert und hinsichtlich dessen Funktionsprinzip beschrieben. Demgegenüber sind weitergehende wissenschaftliche Untersuchungen, die auf die Modellvalidierung in Bezug auf die Modellierung von Trainings- und Leistungs-Wechselwirkungen abzielen, rar. Das PerPot wurde jedoch in verschiedenen anwendungsorientierten Studien (Ferber, 2010; Fuhrmann et al., 2014; Ganter 2010; Ganter et al., 2006a, 2006b; Ganter, Witte, Giggel & Edelmann-Nusser, 2009; Pfeiffer, 2008; Pfeiffer et al., 2009; Pfeiffer & Fuhrmann, 2011; Pfeiffer & Perl, 2009; Pfeiffer & Schrot, 2009, 2010) eingesetzt anhand derer, indirekt über die Modellgüte der Simulation, Rückschlüsse hinsichtlich der Modellvalidität gezogen werden können.

Zur Beurteilung der Modellgüte und der Modellanpassung (Modell-Fit) sind bisher keine einheitlichen Kenngrößen definiert. In zahlreichen Publikationen zum eingangs betrachteten FF wurde der Korrelationskoeffizient r sowie der Determinationskoeffizient R^2 , in Verbindung mit dem F -Test, herangezogen (vgl. Kapitel 5.3.3). Zur Beurteilung der Prognosegenauigkeit der Simulationsergebnisse können auch absolute und prozentuale Fehlermaße eingesetzt werden. In der PerPot-Simulationssoftware wird im Zuge der Kalibrierung und Online-Simulation als Gütekriterium der Modellanpassung das skalenunabhängige Fehlermaß $MAPE$, gemessen in Prozent, ausgegeben. Pfeiffer (2008) setzt in einer Vergleichsstudie der beiden antagonistischen Modelle PerPot und FF zur modellspezifischen Beurteilung der Modellanpassung, neben dem $MAPE$, erstmals den ICC (1,1) als Reliabilitätsmaß ein (vgl. Kapitel 5.2).

Nachfolgend werden anwendungsorientierte Untersuchungen zum PerPot, im Hinblick auf die erzielte Güte der Modellanpassung, näher beleuchtet. Pfeiffer und Schrot (2009) berichten in einer Studie mit drei Eliteradsportlern über uneinheitliche Werte für den anhand des ICC bestimmten Modell-Fit. In Abhängigkeit der gewählten Input-Output-Konfiguration konnten mit global definierten Verzögerungsparametern ICC -Werte zwischen 0.16 und 0.93 erreicht werden. Ursächlich für die teils großen simulativen Abweichungen zeigten sich Verschiebungen im Adaptionsmuster der Probanden. Für den fünfmonatigen Untersuchungszeitraum konnten die Autoren anhand einer Delay-Analyse (lokale Verzögerungsparameter) bis zu fünf Adaptionsphasen bestimmen und damit eine Begründung für die teils mangelnden Modellanpassungen, unter Verwendung fixer Verzögerungsparameter, liefern. Eine an den Adaptionsperioden ausgerichtete Neuberechnung lieferte durchgängige gute Anpassungen mit mittleren ICC -Werten von 0.86 und 0.84.

In einer weiteren Radsportuntersuchung konnten Pfeiffer und Schrot (2010) für einen achtwöchigen Vorbereitungszeitraum von vier Elitestraßenradsportlern und zwei Elitemountainbikern mit globalen Verzögerungsparametern gute bis sehr gute Modellanpassungen ($ICC=0.52-0.93$; $MAPE=2,51-6,86\%$) erzielen. Für längere Betrachtungszeiträume ergaben sich, ausgelöst durch die methodische Trainingspe-

riodisierung, Verschiebungen im Adaptationsverhalten, was vor allem bei leistungsschwächeren Fahrern zu schlechteren Simulationsergebnissen führte. Die Autoren sehen dieses Ergebnis entweder durch die besondere Eignung eines spezifischen Adaptationstyps für das gewählte Analyseverfahren erklärt oder durch das bei geringen Trainingsumfängen stärker beeinflussende Hintergrundrauschen indiziert. Hinsichtlich der Simulationsgüte bescheinigen die Autoren dem PerPot, trotz teilweise erheblicher prozentualer Abweichungen, akzeptable Ergebnisse in Bezug auf die verlaufsdynamische Abbildung der Realdaten.

Ebenfalls im Bereich des Radsports konnte Ferger (2010) in einer neunwöchigen Untersuchung mit dem PerPot eine mittlere prozentuale Abweichung von 3,53 Prozent zu den Realdaten simulieren und damit eine gute Modellanpassung erzielen. Im Vergleich mit Zeitreihenverfahren zeigten sich beim PerPot hier zudem bessere Werte in der Leistungssimulation.

In einer Untersuchung zum olympischen Bogenschießen (Ganter et al., 2009) wurde die Simulationsgüte des PerPot mit neuronalen Netzen verglichen. Hierbei zeigten sich sowohl für die mittlere prozentuale Abweichung ($MAPE = 2,5\text{--}4,6\%$) als auch die ermittelten Determinationskoeffizienten ($R^2 = 0.19\text{--}0.63$) bessere Werte bei der PerPot-Simulation. Die Autoren verweisen interpretativ jedoch kritisch auf die Schwierigkeit der Quantifikation des univariablen Trainingsinputs im PerPot und die von äußeren Einflüssen (Wind, Wetter, etc.) abhängige Wettkampfleistung.

Fuhrmann et al. (2014) berichten in einer Studie mit sieben Schwimmern über gute Modellanpassungen ($ICC = 0.54\text{--}0.87$). Die bei zwei Sportlern identifizierten größeren Abweichungen interpretieren die Autoren über mögliche Veränderungen im Adaptationsmuster der betreffenden Sportler. Auch Pfeiffer und Fuhrmann (2011) bescheinigen dem PerPot, in einer zwölfwöchigen Studie mit sechs Eliteschwimmern, eine gute Anpassungsfähigkeit in Bezug auf mittelfristige Anpassungsphänomene ($ICC = 0.51\text{--}0.83$).

Das PerPot scheint damit in der Lage, trainingsinduzierte Adaptationsprozesse hinreichend abbilden zu können. Vor dem Hintergrund anpassungsbedingter Veränderungen im individuellen Adaptationsverhalten sind jedoch mittel- und langfristig Betrachtungen mit fixen Verzögerungsparametern als teilweise kritisch zu betrachten. Für längere Betrachtungszeiträume erscheint daher eine zeitliche Strukturierung des Trainingsprozesses sinnvoll. Einen möglichen Ansatz hierzu liefert die in der Trainingspraxis übliche, trainingsperiodische Unterteilung des Trainingsprozesses. In der simulativen Betrachtung lassen sich somit trainingsmethodische und trainingsperiodenbezogene Einflüsse analysieren und darin begründete Veränderungen im Adaptationsmuster erfassen.

Es liegen weitere Untersuchungen (Ganter, 2010; Ganter et al., 2006a, 2006b; Pfeiffer, 2008; Pfeiffer et al., 2009; Pfeiffer & Perl, 2009) vor, welche das PerPot und das FF in Bezug auf den Modell-Fit und die Güte der Modellprognose gegenüberstellend betrachten. Diese ebenfalls primär anwendungsbezogenen Publikationen werden in Kapitel 5.5 detailliert beschrieben.

5.4.4 Trainingspraktische Modellanwendungen

Das PerPot bietet verschiedene Anwendungsszenarien, welche aus trainingspraktischer Sicht im Kontext der Trainingssteuerung interessant sind. Hinsichtlich des Einsatzzwecks lassen sich Möglichkeiten zur *Trainingsanalyse*, *Trainingsplanung* und *Leistungsprognose* unterscheiden (Mester & Perl, 2000).

Wird das PerPot zur *Trainingsanalyse* eingesetzt, so kann die, durch Modellkalibrierung erzeugte Parameterkonfiguration sportlerspezifisch im Sinne einer *Athletenbewertung* (Zustandsanalyse) interpretiert werden. Hierbei repräsentiert das Verhältnis der Verzögerungsparameter die belastungsinduzierte Reaktion des Sportlers, Überlaufparameter und Potentialkapazität des Strain-Potential die individuelle sportlerspezifische Belastungsfähigkeit und der Startwert des Performance-Potential den aktuellen Leistungszustand. Auch eine verlaufsanalytische Trainingsanalyse, die sogenannte *Trainingsbewertung*, ist nach der Modellkalibrierung in Bezug auf die Input-Output-Struktur möglich. Hierbei können am Verlauf der Potentialfüllstände sowie der Reservefunktion des SP, Rückschlüsse über die zeitlichen Wirkungszusammenhänge zwischen Trainingsstruktur und resultierender Leistungsreaktion gezogen werden. Bei Verwendung lokal optimierter Verzögerungsparameter können zudem Erkenntnisse über Veränderungen in der zeitlichen Trainingswirkung und somit im individuellen Adaptationsverhalten gewonnen werden. Die Aufschlüsselung der individuellen Adaptationschronologie in Bezug auf äußere Trainingsreize ist wichtig für die Beurteilung der Wirkungszusammenhänge und damit auch für den weiterführenden Einsatz des PerPot in der Trainingsplanung und Leistungsprognose. Eine weitere Kernfunktion der Trainingsbewertung mit dem PerPot ist die Detektion von verborgenen Überlastungszuständen und drohenden Kollapssituationen (Mester & Perl, 2000; Perl & Mester, 2001).

Perl & Mester (2001) haben das PerPot-Instrumentarium auch zur simulationsbasierten Optimierung der *Trainingsplanung* vorgestellt. Die PerPot-Simulationssoftware bietet diesbezüglich die zwei Optimierungsvarianten Reduktion des Trainingsinputs (diagnostischer Einsatz) und Planung des Trainingsprofils (prognostischer Einsatz). Für bestehende Input-Output-Datensätze kann der absolvierte Trainingsinput (Trainingsplan) überprüft und optimiert werden. Ziel der Verbesserung ist eine Reduktion der Trainingsbelastung (Summe) im betrachteten Zeitraum, bei gleichzeitiger Beibehaltung oder Verbesserung der Modellanpassung. Andererseits kann mit der PerPot-Simulationssoftware auch zu einem gewünschten Leistungsprofil (abgestimmt auf Saisonhöhepunkte) ein optimiertes Trainingsprofil, unter der Prämisse minimaler Trainingsbelastungen und gleichzeitiger Vermeidung kritischer Systemzustände (Schonung der Reserve), ausgegeben werden. In beiden Fällen kommt ein simulationsbasiertes Kalibrierungsverfahren zum Einsatz, welches schnelle Lösungen für komplexe Problemstellungen ermöglicht und dabei eine Approximation für die betreffende Zielsetzung liefert. Die angenäherten Lösungen sind jedoch nicht reproduzierbar (indeterministisch) und stellen damit einen möglichen Lösungsvorschlag dar. In Extremfällen kann der Algorithmus auch in die Irre laufen und erkennbar unbrauchbare Ergebnisse liefern (Perl & Mester, 2001). Für die trainingspraktische

Anwendung erscheinen derart erzielte Rückschlüsse auf den Trainingsinput problematisch, da dieser im klassischen PerPot als singuläre Variable definiert ist und somit keine Details über Umfang, Intensität und Struktur der einzelnen Trainingseinheit gewonnen werden können.

Die PerPot-Simulationssoftware bietet auch die Möglichkeit zur *Prognose* der zeitlichen Leistungsentwicklung für einen gegebenen Trainingsinput. Hierzu wird das PerPot anhand eines zeitlich vorgelagerten Input-Output-Datensatzes kalibriert und somit an die Adaptationscharakteristik des Sportlers angepasst. In einem zweiten Schritt wird, unter Berücksichtigung der Modelleinstellungen des Kalibrationszeitraums, für einen gegebenen Trainingsinput der Leistungsouput simulativ bestimmt. Während bei der Modellkalibrierung die Potentiale zum Startzeitpunkt identisch gefüllt sind, werden zu Beginn des Prognosezeitraums die jeweiligen Endwerte der Modellkalibrierung übernommen. Um eine hinreichende Prognosegüte zu erreichen, sind grundlegende Kenntnisse über das individuelle Adaptationsverhalten des Sportlers nötig. Hierzu muss zunächst eine ausreichende Anzahl an Input-Output-Datenpaaren vorhanden sein, um eine stabile Modellkalibrierung für den Athleten durchzuführen. Zudem müssen im relevanten Kalibrierungszeitraum die für das Adaptationsverhalten typischen, dynamischen Wechsel beinhaltet sein (Perl, 2006). Aufgrund der modellbedingten Normierung der Input- und Outputvariablen zwischen null und eins sind für den Zeitraum der Kalibrierung, bezogen auf den Trainingsinput, spätere massive Steigerungen der Trainings bereits zu berücksichtigen, da diese sonst in der Prognosephase modellbedingt zu internen Kapazitätsproblemen führen. Die PerPot-Simulationssoftware (Version 1.9) bietet hier die Möglichkeit, bei der zu Prognosezwecken veranlassten Modellkalibrierung, eine Trainingsload-Reserve (TLR) zu aktivieren und somit künftige überschwellige Trainingsloads zu antizipieren. Mit der PerPot-Prognose können damit Trainingsplanungen vorab simulativ verprobt und mit alternativen Lösungsvorschlägen verglichen werden. Hierdurch kann die, auf Expertenwissen gegründete, Trainingsplanung zeitlich und strukturell optimiert werden.

Die innerhalb der oben genannten PerPot-Analysen aufgedeckten Adaptationszusammenhänge zwischen Trainingsinput und Leistungsouput können, nach Perl und Mester (2001), im Rahmen einer Auffälligkeitsanalyse über statistisch-quantitative und dynamisch-qualitative Erkenntnisse erweitert und untermauert werden. Aus trainingspraktischer Sicht ist für eine geeignete Trainingswirkungsanalyse mit dem PerPot auf eine möglichst lückenlose und gleichzeitig engmaschige Erfassung der Input- und Outputdatenreihen zu achten. Hierbei ist neben der Auswahl geeigneter sportartbezogener Kennziffern, insbesondere auch auf eine Äquidistanz der Messwerte zu achten (vgl. Pfeiffer & Schrot, 2010).

Im Bereich der trainingswissenschaftlichen Forschung wurde das PerPot zur Simulation der Wettkampfleistung (Ringzahl) im Bogenschießen (Ganter et al., 2009), zur Prozessmodellierung von Handballspielen (Lames & Perl, 2006), zur Trainingswirkungsanalyse im Radsport (Ganter, 2010; Ganter et al., 2006a, 2006b; Pfeiffer, 2008; Pfeiffer & Perl, 2009; Pfeiffer & Schrot, 2009, 2010), Schwimmsport (Fuhrmann et al., 2014; Ganter, 2010; Pfeiffer & Fuhrmann, 2011) und Kraftsport (Pfeiffer et al., 2009)

sowie zur Trainingsoptimierung in der Sportaerobic (Torrents & Balagué, 2010), im Radfahren (Kuhlmann & Jaitner, 2014) und Laufen (Endler & Perl, 2011) herangezogen. Bei letztgenannter Studie wurde neben der Trainingsoptimierung (Wechselwirkung Laufgeschwindigkeit und Puls) auch die Bestimmung der leistungsoptimalen Pulsfrequenz beim Marathonlauf (Endler & Perl, 2011) simulativ umgesetzt. Hier konnten gute Übereinstimmungen zwischen der simulierten Laufzeit und der tatsächlich erreichten Endzeit, auf Basis des vorab simulativ definierten Wettkampfpulsprofils, erzielt werden. Perl und Endler (2006a, 2006b) nutzten das PerPot auch zur Adaptation der Geschwindigkeits- und Pulsprofile beim Laufen an das vorgegebene Streckenprofil. In einem ersten Eigenversuch erzielte einer der beiden Autoren bei einem Berglauf, auf Grundlage des vorab definierten Pulsprofils, eine Abweichung zwischen der simulierten und real gemessenen Endzeit von 5,6 Prozent.

5.5 Vergleichende Betrachtung des PerPot und FF

Verschiedene Autoren (Ganter, 2010; Ganter et al., 2006a, 2006b; Pfeiffer, 2008; Pfeiffer et al., 2009; Pfeiffer & Perl, 2009) haben zuletzt eine vergleichende Gegenüberstellung der beiden antagonistischen Modelle FF und PerPot vorgenommen. Im Folgenden sollen diese Untersuchungsergebnisse unter den Gesichtspunkten Modellstabilität, Modellanpassung und Fähigkeit zur Modellprognose diskutiert werden.

5.5.1 Modellstabilität

Ganter (2010) analysierte in einer Schwimm- und Radsportuntersuchung die Modellstabilität der beiden antagonistischen Modelle FF und PerPot in Bezug auf Veränderungen der Datenreihe des Leistungsoutputs. Hierzu wurden die Datensätze vergleichend mit allen Leistungsdaten sowie unter Nichtberücksichtigung des ersten Tests bzw. eines zufällig ausgewählten Tests simuliert. Für das FF zeigt die Stabilitätsanalyse teils deutliche Veränderungen in der Konfiguration der Modellparameter. So ergibt sich in der Radsportstudie nur bei drei der zehn Probanden eine relative Konstanz der Modellparameter. In beiden Untersuchungen zeigen sich auch bei hoher Parameterstabilität interpretative Probleme, da jeweils mindestens einer der ermittelten Modellparameter am Rand des zulässigen Wertebereichs liegt. Im Gegensatz dazu liefert die Stabilitätsanalyse des PerPot in beiden Untersuchungen eine durchgängig hohe Konstanz der Verzögerungsparameter DS und DR.

Weitere Stabilitätsuntersuchungen, unter Berücksichtigung beider antagonistischer Modelle, liegen derzeit nicht vor. Für das FF konnte Hellard et al. (2006) in einer Schwimmstudie ebenfalls eine hohe Variabilität der Modellparameter in Bezug auf Variationen der Datenreihe des Leistungsoutputs nachweisen.

Ausgehend von der bisher einzigen Untersuchung zur Modellstabilität der beiden antagonistischen Modelle FF und PerPot und den flankierenden Erkenntnissen zum FF, erscheint die Konfiguration der Modellparameter des PerPot im direkten Vergleich

deutlich robuster gegenüber Veränderungen der Datenreihe des Leistungsoutputs zu sein. Aufgrund der insgesamt defizitären Erkenntnislage sind in diesem Kontext weitergehende Untersuchungen angebracht.

5.5.2 Modellanpassung

Ganter et al. (2006a, 2006b) verglichen in einer achtwöchigen Radsportstudie mit zehn Sportstudenten (Freizeitsportler) beide Modellansätze. Dabei zeigte sich hinsichtlich dem Modell-Fit ein uneinheitliches Bild. Gemessen am Determinationskoeffizienten R^2 ergab sich ein Wertebereich von 0.000 bis 0.833 für das FF und von 0.134 bis 0.928 für das PerPot. In beiden Modellansätzen wurden bei jeweils vier Probanden Determinationskoeffizienten kleiner 0.50 ermittelt, was bedeutet, dass in diesen Fällen das Modell weniger als 50 Prozent der Varianz der real gemessenen Leistung erklären kann und damit eine insgesamt unbefriedigende Modellanpassung vorliegt. Statistisch erwiesen sich jeweils neun der zehn Modellanpassungen als signifikant. Die bei einigen Probanden unbefriedigenden Modellanpassungen interpretieren die Autoren über möglicherweise zu geringe Trainingsbelastungen und die Instabilität des Leistungsniveaus der untersuchten Sportstudenten.

Ganter (2010) untersuchte die beiden antagonistischen Modelle im Rahmen einer 23-wöchigen Studie mit vier Wettkampfschwimmern und einer zehnwöchigen Radsportuntersuchung mit zehn Radsportlern und Triathleten. Bezogen auf die Schwimmstudie lieferte das PerPot bessere Modellanpassungen ($R^2=0.46\text{--}0.61$), als das FF ($R^2=0.08\text{--}0.52$). Für letztgenanntes zeigten sich nur bei zwei Probanden Anpassungen mittlerer Güte ($R^2=0.42$ bzw. 0.52), wobei in beiden Fällen gleichzeitig die Fatigue-Komponente eine längere Verzögerung aufwies als die Fitness-Komponente, was interpretativ kritisch zu beurteilen ist. In der Radsportuntersuchung ergaben sich für das FF sehr uneinheitliche Modellanpassungen ($R^2=0.00\text{--}0.85$; $M=0.58$), bei gleichzeitiger Problematik, dass für sieben der zehn betrachteten Probanden eine oder mehrere Modellparameter an den Grenzen des interpretativ sinnvollen Bereichs lagen. Auch für das PerPot lieferte die Simulation ein heterogenes Bild mit teils unbefriedigenden Modellanpassungen ($R^2=0.08\text{--}0.89$; $M=0.52$). Ursächlich für die hohe Streuung sieht der Autor das heterogene Leistungsniveau der Probandengruppe.

Pfeiffer (2008) stellte in zwei Fahrradergometerstudien (6 bzw. 9 Wochen) mit jeweils drei ausdaueruntrainierten Probanden die beiden antagonistischen Modelle gegenüber (vgl. auch Pfeiffer & Perl, 2009). Dabei kamen sowohl unterschiedliche Trainingsprotokolle als auch Leistungstests und Leistungsindikatoren zum Einsatz. Über beide Studien hinweg war, bezogen auf den mittleren prozentualen Fehler der Simulation, das PerPot (2,48 %) dem FF (2,78 %) leicht überlegen. In neun der fünfzehn betrachteten Fälle konnte das PerPot, gemessen am ICC, einen besseren Modell-Fit erzielen. Für das PerPot ergaben sich ICC-Werte in einer Spanne von 0.219 bis 0.848, wobei in sieben der fünfzehn Simulationen gute Anpassungen ($ICC>0.70$) erreicht wurden. Im Einzelfall konnte in beiden Modellen jedoch nur bei

trainingsinduziert theoriekonformem Verlauf der Leistungsindikatoren eine zufriedenstellende Modellanpassung (*ICC*) erzielt werden.

Pfeiffer et al. (2009) konnten in einer Studie im Krafttraining mit vier Probanden über einen Zeitraum von acht Wochen im Mittel eine signifikant bessere Modellgenauigkeit für das PerPot (*ICC*: $M=0.73$) nachweisen und bestätigten damit die, in den oben genannten Publikationen, dokumentierten Vorteile des PerPot gegenüber dem FF.

Zusammenfassend lässt sich konstatieren, dass das PerPot in den vorliegenden Publikationen tendenziell besser in der Lage ist, den realen trainingsinduzierten Leistungsverlauf abzubilden. Insbesondere deren visuelle Inspektion zeigt beim PerPot eine genauere Anpassung an die Verlaufsdynamik. Begründen lässt sich dies durch das nicht lineare dynamische Systemverhalten des PerPot (Pfeiffer & Perl, 2009). Dennoch bleibt festzuhalten, dass bei einzelnen Probanden, auch für das PerPot, teils deutliche Abweichungen dokumentiert sind. Insbesondere kurzfristige, sprunghafte Leistungsveränderungen erweisen sich hier als kritisch. Mester und Perl (2000) sehen diese Leistungsschwankungen aber primär durch nicht physiologische, messtechnische Fehler begründet. Grundsätzlich lassen sich mögliche Fehlerquellen unter anderem im jeweiligen Studiendesign oder dem betrachteten Modellansatz begründen. Pfeiffer und Schrot (2010) nennen in ihrer Untersuchung das teils unzureichende Trainingspensum der Probanden und die darin begründete mangelnde Trennschärfe zwischen trainingsinduzierten Leistungsveränderungen und Hintergrundrauschen als Grund für mögliche Abweichungen. Pfeiffer (2008) führt zudem die Auswahl geeigneter Leistungskennziffern für Trainingsinput und Leistungsoutput sowie den motivationalen Einfluss der Testinterventionen als mögliche Ursachen im Studiendesign bedingter Fehlereinflüsse. Bei langen Betrachtungszeiträumen können sich die im Modellansatz fix definierten Verzögerungsparameter negativ auf die Modellanpassung auswirken, da interne Verschiebungen im Adaptationsverhalten modellseitig unberücksichtigt bleiben. Der in der PerPot-Modellstruktur als singuläre Kennziffer verankerte Trainingsinput ist im Kontext konditionell determinierter Sportarten auch als möglicher Auslöser für Simulationsprobleme anzuführen.

Für das FF zeigt die Analyse der vorliegenden Publikationen, dass einerseits teils gut Modellanpassungen erzielt werden, andererseits aber auch eine enorme Streubreite der Modellparameter zu verzeichnen ist. Ursachen für die vorliegenden Modellungenauigkeiten sehen Hellard et al. (2006) in der Parametervariabilität begründet. Die ursprünglich postulierte physiologische Begründung der Modellparameter beurteilt Pfeiffer (2008) kritisch und erachtet deren Ausprägung maßgeblich vom Studiendesign und den Input- und Outputparametern beeinflusst. Bei visueller Inspektion der Simulationsergebnisse ist festzustellen, dass das FF im direkten Vergleich mit dem PerPot, auch bei guter Modellanpassung, nur einen allgemeinen Trend abbilden kann. Kurzfristige Leistungsänderungen können mit dem FF daher nur bedingt nachvollzogen werden (Pfeiffer & Perl, 2009). Auch bei gutem Modell-Fit beurteilen verschiedene Autoren (Busso et al., 1997; Ganter, 2010; Ganter et al. 2006a, 2006b) die Simulationsergebnisse des FF kritisch, da die Modellpara-

meter häufig in einem interpretativ unzulässigen Bereich liegen und nicht mit Erfahrungen aus der Trainingspraxis vereinbar sind.

Im Kontext der Datensimulationen spielt, im Hinblick auf die trainingspraktische Umsetzung im Rahmen der Trainingswirkungsanalyse, die zeitliche Beurteilung der simulativ erzeugten Verzögerungsparameter eine zentrale Rolle. Die differierende Modellstruktur des FF und PerPot bedingt eine interpretativ abweichende Herangehensweise in der Beurteilung der Modellparameter. Im klassischen FF sind modellseitig bereits Annahmen in Bezug auf die Gewichtungsfaktoren ($k_1 < k_2$) und Verzögerungsparameter ($\tau_1 > \tau_2$) unterstellt, die Einfluss auf das Modellverhalten haben. So wird modellimplizit davon ausgegangen, dass die negative Trainingswirkung kurzzeitig verzögert (akut) auftritt und die positive Trainingswirkung zeitlich nachgelagert (verzögert) reagiert. Argumentativ entspricht dies der physiologischen Sichtweise von Ermüdung und Erholung (Superkompensation physiologischer Korrelate). Im PerPot sind hingegen aus modelltheoretischer Sicht keine Annahmen in den Verzögerungsparametern hinterlegt, sodass in Abhängigkeit der zeitlichen Skalierung des Input-Output-Datensatzes anhand des Quotienten DS/DR differenzierte Interpretationsansätze möglich sind. Im Kontext mit tageweise skalierten Daten wird entweder von einer verzögerten Ermüdungswirkung und einem damit verbundenen positiven Einschwingverhalten der Leistung ($DS > DR$) oder von einer verzögerten Erholungsfähigkeit ($DS < DR$) auf der Basis eines Superkompensationseffekts ausgegangen. Diese Modellvorstellung deckt sich mit der trainingspraktischen Sichtweise im Kontext trainingstageweiser Trainingswirkungen. In den vorliegenden Publikationen für das FF und PerPot ergibt sich in Bezug auf die Verzögerungsparameter eine differierende Ausgangslage. Während beim FF teils erhebliche Streuungen dokumentiert werden, zeigen die Untersuchungen für das PerPot interpretativ nachvollziehbare Konfigurationen der Modellparameter und studienübergreifend vergleichbare Werte für den Quotienten DS/DR.

5.5.3 Modellprognose

Neben den Erkenntnissen zur Modellanpassung liefern die vorliegenden Vergleichsstudien auch Daten zur Prognosequalität der beiden antagonistischen Modelle. Ganter et al. (2006a, 2006b) erzielten in einer Radsportstudie mit zehn Sportstudenten für die Prognose zweier abschließender Leistungswerte jeweils tendenziell bessere Ergebnisse mit dem FF. Die Autoren fügen jedoch kritisch an, dass die iterativ im FF ermittelten Modellparameter an den Randbereichen des von Busso et al. (1997) als zulässig definierten Bereichs liegen und daher interpretativ Grenzen gesetzt sind. Auf der Basis der Ergebnisse gehen sie daher davon aus, dass beide Modelle kurzfristige Leistungsänderungen nicht hinreichend simulieren können. Pfeiffer (2008) sieht die Gründe für die unzureichenden Simulationsergebnisse der Studie, allerdings im unkontrollierten Trainingsinput (Feldstudie) und der stark motivational bedingten Kriteriumsleistung (30-Sekunden All-Out-Test mit drei Testinterventionen wöchentlich) begründet. Auch die Radsportuntersuchung von Ganter

(2010) liefert für die Leistungsprognose der letzten beiden Testleistungen, gemessen am *MAPE*, tendenziell bessere Anpassungen für das FF. Der Autor fügt diesbezüglich jedoch kritisch an, dass der FF-Prognose aufgrund der Instabilität der Modellparameter keine praktische Relevanz zugeschrieben werden kann. Beim PerPot liefert die Modellprognose im Mittel eine Abweichung von 3,6 Prozent. Bei zwei Probanden zeigten sich mit 6,5 und 11,3 Prozent aber auch größere Abweichungen von den Realdaten.

In einer weiteren Radsportuntersuchung mit ebenfalls untrainierten Probanden konnte Pfeiffer (2008), gemessen am *MAPE*, für einen Prognosezeitraum von zwei Wochen mit dem PerPot im Mittel bessere Prognoseergebnisse erzielen. In beiden Modellen bleibt jedoch zu konstatieren, dass nur bei hinreichender Modellanpassung (*ICC*) eine akzeptable Prognose realisierbar ist. In der Einzelbetrachtung liefert das FF in acht der fünfzehn Simulationen jedoch bessere Werte (*MAPE*). Pfeiffer und Perl (2009) halten fest, dass bei visueller Inspektion der Leistungsverläufe das FF nur einen allgemeinen Trend wiedergibt, während das PerPot in der Lage ist, auch kurzfristigere Systemdynamiken abzubilden. Gründe hierfür werden im dynamischen (nicht linearen) Systemverhalten des PerPot gesehen (Pfeiffer, 2008; Pfeiffer & Perl, 2009). Pfeiffer et al. (2009) konnten auch im Bereich des Krafttrainings für ein- bzw. zweiwöchige Prognosezeiträume eine bessere Prognosequalität (*MAPE*) beim PerPot nachweisen.

In weiteren vorliegenden Untersuchungen mit singulärer Betrachtung des PerPot zeigten sich, bei stabiler Modellkalibrierung, ebenfalls gute Ergebnisse in der Leistungsprognose (Endler & Perl, 2011; Ferger, 2010; Fuhrmann et al., 2014; Pfeiffer & Schrot, 2010). Im Kontext des eigenen Forschungsvorhabens erscheinen insbesondere Untersuchungen mit längeren Prognosezeiträumen und radsportspezifischem Bezug interessant. In einer Radsportstudie mit einem untrainierten Probanden untersuchte Ferger (2010) die Prognosequalität des PerPot für einen Vorhersagezeitraum von 30 bzw. 65 Tagen. Die Modellprognose lieferte eine gute Abbildung des Leistungstrends der Realdaten und mittlere prozentuale Abweichungen (*MAPE*) von 3,54 bzw. 6,36 Prozent. Pfeiffer und Schrot (2010) analysierten die Prognosequalität des PerPot anhand den Input- und Outputdaten von drei Straßenradsportlern und zwei Mountainbikern. Die Einteilung der Simulations- (Kalibrierung) und Prognosezeiträume erfolgte hier anhand der individuellen Trainingsperioden der Probanden. Die Autoren berichten von insgesamt guten Übereinstimmungen. Auch bei einzelfallbezogen großen prozentualen Abweichungen im *MAPE* konnten die Autoren eine verlaufsanalytisch gute Abbildung des Leistungstrends der Realdaten zeigen.

Anhand den vorliegenden Publikationen kann dem PerPot insgesamt eine bessere Prognosegenauigkeit zugeschrieben werden. Insbesondere bei gutem Modell-Fit und in der Betrachtung längerer Prognosezeiträume scheint das PerPot aufgrund des dynamischen Systemverhaltens besser in der Lage den realen Leistungsverlauf zu simulieren. Im Hinblick auf die trainingspraktische Anwendung antagonistischer Modelle zur Trainingsoptimierung im Straßenradsport erscheinen trainingsperiodenbezogene Leistungsprognosen von besonderem Interesse.

6 Abgeleitete Fragestellungen

Ausgehend von den erkenntnistheoretischen Überlegungen und den vorliegenden empirischen Befunden zu den antagonistischen Modellen FF und PerPot ist zu konstatieren, dass das PerPot aufgrund des in der Modellstruktur begründeten nicht linearen dynamischen Systemverhaltens sowohl hinsichtlich der Modellanpassung, als auch der Modellprognose, besser in der Lage ist, die Trainings-/Leistungs-Relation zu beschreiben, als das FF. Auf der Grundlage dieser Erkenntnisse soll im Rahmen des weiteren forschungsmethodischen Vorgehens ausschließlich das PerPot-Instrumentarium eingesetzt werden. Die Analyse der vorliegenden wissenschaftlichen Untersuchungen zum PerPot zeigt, dass in Bezug auf die leistungssportliche Anwendung bisher nur wenige Erkenntnisse vorliegen (vgl. Kapitel 5.4). Bezogen auf das vorliegende Forschungsvorhaben gilt es daher, mit einem geeigneten Studiendesign neue Daten, insbesondere aus dem Bereich des Leistungssports, zu generieren und die trainingspraktische Anwendbarkeit des PerPot-Instrumentariums zu überprüfen. In diesem Kontext sind auch Daten aus dem Trainingsalltag, außerhalb von Laborsettings, in die Betrachtung einzubeziehen, um die langfristige Adaptationschronologie näher zu beleuchten. Der leistungssportliche Zugang ermöglicht, bedingt durch das hohe Trainingspensum, eine kausal schlüssige Interpretation der Leistungsveränderungen im Sinne trainingsbedingter Adaptationen.

Zentrale Ziele des eigenen Forschungsvorhabens sind die weitergehende Untersuchung des PerPot-Instrumentariums, bei leistungssportlicher Anwendung im Straßenradsport, hinsichtlich der (1) Modellstabilität, der (2) Güte der Modellanpassung (Modell-Fit) und der (3) Genauigkeit der Modellprognose, unter Berücksichtigung verschiedener sportartspezifischer trainings- und leistungsdiagnostischer Kennziffern. Die Datenanalyse soll auf der Basis der individuell geplanten Trainingsperioden erfolgen und einen kompletten Vorbereitungszeitraum, im Hinblick auf einen Wettkampfhöhepunkt, umfassen. Gerade bei längeren Beobachtungszeiträumen wurden von verschiedenen Autoren (Fuhrmann et al., 2014; Pfeiffer & Schrot, 2010), bedingt durch Verschiebungen im Adaptationsmuster, Probleme in der Datensimulation berichtet. Deshalb soll im eigenen Forschungsvorhaben die, dem individuellen Trainingsprozess, zugrunde liegende Trainingsperiodisierung der Probanden (vgl. auch Kapitel 4.1.4), als Grundraster für die Datensimulation und Leistungsprognose dienen. Damit erscheint eine aus trainingsmethodischer Sicht schlüssige und inhaltlich strukturierte Unterteilung des Trainingsprozesses gegeben. Abschließend sollen die Untersuchungsergebnisse im Kontext der Fragenstellungen auch vor dem Hintergrund der Anwendbarkeit im Straßenradsport hinterfragt werden, um geeignete Implikationen für die Trainingspraxis zu erhalten.

6.1 *PerPot-Modellstabilität*

Im Hinblick auf den trainingspraktischen Einsatz simulativer Trainingswirkungsanalysen zur Trainingsoptimierung im Straßenradsport sowie die, auf der Basis der

Simulationsergebnisse, resultierende Ableitung von Trainingsempfehlungen, ist ein robustes Modellverhalten und eine interpretative Stabilität der Modellparameter unerlässlich. Grundlage dafür ist eine stabile Modellkalibrierung (Simulation), unabhängig von der Selektion einzelner Leistungswerte im Beobachtungszeitraum.

Bisher existieren nur wenige Publikationen zur Untersuchung der Modellstabilität antagonistischer Modelle in Bezug auf Variationen der Datenreihe des Leistungsoutputs (Brückner & Wilhelm, 2008; Ganter, 2010; Hellard et al., 2006). Für das PerPot liegt nur die Untersuchung von Ganter (2010) vor, der die Modellstabilität der beiden antagonistischen Modelle PerPot und FF bei Radfahrern und Schwimmern analysierte. Methodisch wurde die Datenreihe des Leistungsoutputs um einen Zufallswert bzw. den ersten Messwert bereinigt und die Simulationsergebnisse mit den Originaldaten verglichen. Es konnte hier für das PerPot eine hohe Stabilität der Modellparameter in Bezug auf die Verzögerungsparameter DS und DR sowie den Quotienten DS/DR nachgewiesen werden.

Die weiteren vorliegenden Untersuchungen wurden anhand der antagonistischen Modelle SimBEA²¹ (Brückner & Wilhelm, 2008) und FF (Hellard et al., 2006) durchgeführt. Während Hellard et al. (2006) einen vergleichbaren Ansatz wie Ganter (2010) verfolgen, setzen Brückner und Wilhelm (2008) auf eine differierende methodische Herangehensweise. Sie führen die Modellkalibrierung mit dem Originaldatensatz sowie mit Leistungswerten zu ungeraden (1., 3., 5., usw.) bzw. geraden (2., 4., 6., usw.) Messzeitpunkten durch. In Bezug auf das PerPot liegen für diesen Ansatz bisher keine Daten vor. Gerade im Hinblick auf den trainingspraktischen Einsatz und die leistungssportliche Anwendung, insbesondere bei langen (saisonalen) Betrachtungszeiträumen, erscheint dies jedoch interessant. Auf der Basis der defizitären Erkenntnislage zur Modellstabilität sowie der gegebenen einzelfallanalytischen Betrachtungsweise stellt sich daher die Frage:

- (1) *Inwieweit ist das PerPot-Instrumentarium bei leistungssportlichem Einsatz im Straßenradsport robust gegenüber Variationen der Datenreihe des Leistungsoutputs (fehlende Messwerte) in Bezug auf die Modellanpassung und die Konfiguration der Modellparameter (Überprüfung der Modellreliabilität)?*

6.2 PerPot-Modellanpassung

Die Analyse der vorliegenden Publikationen zum PerPot zeigt teils gute bis sehr gute Modellanpassungen an die Realdaten (vgl. Kapitel 5.4.3 und 5.5). In Einzelfällen werden aber auch deutliche Abweichungen dokumentiert. Gründe hierfür werden unter anderem im mangelnden Trainingspensum (Leistungsniveau) der untersuchten Probanden (Pfeiffer & Schrot, 2010) bzw. in der Auswahl der Input- und Outputkennziffern (Pfeiffer, 2008) gesehen.

²¹ Das antagonistische Modell zur Simulation von Belastungs-, Ermüdungs- und Anpassungsprozessen (SimBEA) orientiert sich an der mathematischen Grundstruktur des PerPot (Brückner, 2007).

In Bezug auf den Trainingsinput wurden für das PerPot bereits beanspruchungs- und belastungsbasierte Kennziffern vergleichend betrachtet (Pfeiffer & Perl, 2009; Pfeiffer & Schrot, 2009, 2010). Die Datenanalyse zeigt diesbezüglich jedoch ein heterogenes Bild. Während Pfeiffer und Schrot (2009) für beide Inputparameter vergleichbare Simulationsergebnisse erzielten, berichten Pfeiffer und Schrot (2010) von tendenziell besseren Ergebnissen für den beanspruchungsbasierten TRIMP. Die Untersuchung von Pfeiffer und Perl (2009) zeigte hingegen bei zwei von drei Probanden in Bezug auf den Modell-Fit und die Modellprognose bessere Ergebnisse bei Verwendung des belastungsbasierten Trainingsinputs. Aus modelltheoretischer Sicht ist daher, im Rahmen der weiteren Untersuchung, die Frage nach einem sportartspezifisch geeigneten Trainingsinput zu klären. Aus den vorliegenden empirischen Studienergebnissen resultiert die Fragestellung:

- (2) *Inwieweit ist das PerPot in der Lage, den zeitabhängigen Zusammenhang zwischen Trainingsinput und Leistungsoutput, bei leistungssportlicher Betrachtung im Straßenradsport, in Abhängigkeit verschiedener trainings- und leistungsdiagnostischer Kennziffern, trainingsperiodenbezogen abzubilden (Überprüfung der Modellvalidität)? Von besonderem Interesse ist hierbei die Differenzierung zwischen beanspruchungs- und belastungsinduzierten Kennziffern für den Trainingsinput.*

6.3 PerPot-Modellprognose

Bei leistungssportlicher Betrachtung des Trainingsprozesses und dem damit verbundenen Bestreben zur maximalen Ausschöpfung der individuellen Leistungsreserven kommt einer zielgerichteten, anforderungsgerechten und leistungsspezifischen Trainingsplanung eine elementare Rolle zu. Speziell im Hinblick auf die detaillierte Planung der anstehenden Trainingsperiode sind Kenntnisse über das prospektive Leistungsverhalten in Relation zum selektierten Trainingsregime von besonderer Bedeutung. Erste Untersuchungen zum PerPot zeigen einzelfallbezogen positive Ergebnisse in der Leistungsprognose unterschiedlicher Zeiträume. Insbesondere bei gutem Modell-Fit in der Kalibrierungsphase konnten auch in der Modellprognose gute Anpassungen an die Realdaten erzielt werden (vgl. Kapitel 5.5.3). Anhand dieser empirischen Erkenntnisse ergibt sich folgende Fragestellung:

- (3) *Inwieweit ist das PerPot bei leistungssportlichem Einsatz im Straßenradsport in der Lage, auf der Basis einer Kalibrierungsphase mit bekannten Input-Output-Relationen, für eine künftige Trainingsinputdatenreihe den korrespondierenden Leistungsoutput, zu prognostizieren? Aus trainingspraktischer Sicht soll die Modellkalibrierung und Modellprognose jeweils individuell trainingsperiodenbezogen (VP1, VP2, WP1, WP2), unter Verwendung beanspruchungs- und belastungsbasierter Kennziffern für den Trainingsinput, erfolgen.*

7 Untersuchungsmethodik

Vor dem Hintergrund der Fragestellungen dieser Arbeit wurden zwei unabhängige und zeitlich aufeinanderfolgende Studien mit insgesamt sieben Straßenradsportlern durchgeführt. Beide Untersuchungen wurden vom Bundesinstitut für Sportwissenschaft (BISp) über Betreuungsprojekte²² gefördert.

Tab. 3. Übersicht der durchgeführten Studien nach Studienzeitraum und Anzahl der Probanden.

Forschungsvorhaben	Untersuchungszeitraum	Anzahl der Probanden
Studie 1	12.2007 – 07.2008	3
Studie 2	11.2011 – 07.2012	4

Die untersuchten Probanden wurden, unter dem Gesichtspunkt des leistungssportlichen Bezugs und der Übertragbarkeit der Studienergebnisse in die Sportpraxis, im Bereich des (Nachwuchs-) Leistungssports selektiert. Als Auswahlkriterium wurden die absolvierten Trainingsumfänge und die Lizenzstufe (Studie 1) bzw. die Kaderzugehörigkeit (Studie 2) herangezogen.

Im Kontext der Fragestellungen dieser Arbeit waren, im Hinblick auf die computergestützte Trainingswirkungsanalyse mit dem PerPot, einzelfallanalytisch fortlaufend Trainings- und Leistungsdaten im Trainingsprozess zu erheben. Der leistungssportliche Zugang der Untersuchung²³ bedingt in Bezug auf die serielle Datenerhebung diverse Problemfelder. Während in Bezug auf die fortlaufende Erhebung von Trainingsdaten in der Regel ein hohes Commitment bei den Probanden vorherrscht, stellt sich dies in Bezug auf leistungsdiagnostisch erhobene Daten eher konträr dar. Insbesondere im Straßenradsport sind diesbezüglich, bedingt durch die hohe Anzahl an Wettkämpfen und die individuell ausgerichtete Trainingsplanung, vor allem in der Wettkampfphase, enge Grenzen gesetzt. In der methodischen Umsetzung sind daher leistungsdiagnostische Testinterventionen zu wählen, welche möglichst minimalinvasiv in Bezug auf den Trainingsprozess wirken, einem geringen motivationalen Einfluss unterliegen bzw. eine große Akzeptanz innerhalb der Sportart genießen.

In den beiden durchgeführten Studien wurde das Untersuchungsdesign und die relevanten Messgrößen, entsprechend dem Forschungsziel der prozessorientierten Modellierung und Prognose mit dem PerPot, festgelegt. Die quantitative Datenerhebung erfolgte auf Basis der sportartbezogenen Trainings- und Leistungsdaten, welche modellimplizit, aus Sicht des PerPot, als Variablen des Trainingsinputs und des Leistungsoutputs fungieren. Die aus modelltheoretischer Sicht erforderliche hohe Anzahl serieller Messungen wurde in der einzelfallanalytischen Betrachtung des Trainingsprozesses, durch eine kontinuierliche und engmaschige Erfassung der de-

²² „Optimierung der Trainingssteuerung im Radsport mittels simulationsgestützter Trainingswirkungsanalyse“ (AZ: IIA 1 – 071608/08) und „Weiterentwicklung der simulativen Trainingswirkungsanalyse im Spitzensport am Beispiel Radsport“ (AZ: IIA1 – 070701/11-12).

²³ Problemfelder im Bereich der Datenerhebung im Spitzensport (vgl. Kapitel 3.2.1).

terminierenden Einflussgrößen, realisiert. Bei der Auswahl des Messinstrumentariums wurden die sportartspezifischen Besonderheiten und leistungsbestimmenden Faktoren im Straßenradsport (vgl. Kapitel 4) berücksichtigt und aufgrund des leistungssportlichen Zugangs darauf geachtet, dass die Testinterventionen möglichst minimalinvasiv, bezogen auf den Trainingsprozess, realisierbar sind. Zielsetzung beider Studien war es, eine möglichst ökonomische und in der Trainingspraxis umsetzbare Testapplikation, bei einer gleichzeitig Trainingsprozess begleitend hohen Anzahl an Einzelmessungen, zu realisieren.

Von allen Probanden wurden im Untersuchungszeitraum parallel Feld- und Labordaten erfasst. Die Probanden wurden im Vorfeld der Studien über den Hintergrund der Forschung informiert und stimmten dem selektionierten Untersuchungsdesign sowie der Datenerhebung und -speicherung zu. Die Datenerhebungsphase wurde so terminiert, dass der komplette Saisonaufbau, inklusive der Hauptwettkämpfe, abgebildet werden konnte. Die Individualität des Trainingsprozesses und die damit verbundene zeitliche Verfügbarkeit der Probanden äußerten sich in studienbezogen differierenden Zeiträumen der Datenerhebung.

Im Folgenden wird die eingesetzte Untersuchungsmethodik der beiden Studien getrennt voneinander beleuchtet. Hierbei werden zunächst die examinieren Straßenradsportler charakterisiert und anschließend die Erfassung der Trainings- und Leistungskenngrößen beschrieben. Abschließend wird studienübergreifend das methodische Vorgehen im Rahmen der Trainingswirkungsanalyse mit dem PerPot, vor dem Hintergrund der Modellstabilität, Modellanpassung und Modellprognose, erläutert.

7.1 Studie 1

7.1.1 Charakterisierung der examinieren Straßenradsportler

Für die Studie 1 wurden drei Straßenradsportler (S1 bis S3) aus dem Großraum Nürnberg ausgewählt. Als Selektionskriterien wurden der jährliche Trainingsumfang (mindestens 15.000 Kilometer) und die sportliche Leistungsklasse (Profistatus oder Elite-A Lizenz) festgelegt, um trainingsinduzierte Effekte im Adaptationsverhalten interpretativ klar vom basalen Hintergrundrauschen trennen zu können.

S3 wurde kurzfristig als Ersatz für einen zu Studienbeginn ausgefallenen Probanden in die Untersuchung aufgenommen. Bei der Selektion von S3 wurde auf eine strenge Auslegung des Auswahlkriteriums Leistungsklasse, zugunsten des Probanden²⁴, verzichtet, da die Trainingsumfänge im angestrebten Bereich lagen und der Sportler über einen langfristigen Trainingsaufbau verfügte.

Alle Probanden konnten auf eine fundierte sportartspezifische Ausbildung im Straßenradsport verweisen und hatten mehrere Jahre Wettkampferfahrung. S1 startete

²⁴ S3 war zu Studieneintritt mit einer Elite-B Lizenz ausgestattet.

im Untersuchungszeitraum in einem Profiteam (Kontinental) und nahm an nationalen sowie internationalen Radrennen teil. S2 und S3 verfügten über eine Amateurlizenz und waren damit bei regionalen und nationalen Radrennen startberechtigt.

Tab. 4. *Charakterisierung der untersuchten StraßenradSPORTler (* VP: Vorbereitungsperiode; WP: Wettkampfperiode).*

	S1	S2	S3
Disziplin	Straße		
Alter (Studienbeginn)	23	23	26
Körpergröße [cm]	184	172	179
Körpergewicht [kg]	78,1 ± 2,5	66,2 ± 1,1	75,7 ± 0,8
Trainingsumfang p.a. [km]	ca. 28.000	ca. 22.000	ca. 20.000
Untersuchungszeitraum*	12/07 – 07/08	12/07 – 07/08	02/08-07/08
	VP1 – WP2	VP1 – WP2	VP2 – WP2
	(36 Wochen)	(36 Wochen)	(27 Wochen)

Die Trainingsplanung und der Trainingsvollzug erfolgten bei S1 nach den Vorgaben des Trainers und bei S2 bzw. S3 nach eigenem Ermessen. Eine Feedback-Funktion aus den fortlaufenden Studienerkenntnissen war studienintern nicht implementiert, sodass studienbezogen keine Interventionen auf das Training erfolgten.

Nachstehend werden die einzelnen Probanden genauer charakterisiert, um die Forschungsergebnisse in einem zweiten Schritt besser einordnen und interpretieren zu können.

7.1.1.1 Proband S1

S1 begann im Alter von 14 Jahren mit dem StraßenradSPORT und war bereits in seiner Kindheit im Fußball aktiv. In den Nachwuchsaltersklassen nahm er auch an Wettkämpfen im Bereich des BahnradSPORTs teil. S1 verfolgte einen strukturierten und langfristig angelegten Trainingsaufbau.

Tab. 5. *Jährlicher radSPORTspezifischer Trainingsumfang in Kilometern nach Altersklassen (S1).*

Alter	Altersklasse	Trainingsumfang pro Saison
15 – 16	Jugend	8.000 – 10.000 Kilometer
17 – 18	Junioren	14.000 – 16.000 Kilometer
19 – 20	U23 (1./2. Jahr)	20.000 – 25.000 Kilometer
21 – 22	U23 (3./4. Jahr)	25.000 – 30.000 Kilometer

Im Zeitraum der Studie zählte S1 zur erweiterten nationalen Spitze in der Altersklasse U23. Seine sportlichen Stärken lagen aufgrund der ausgeprägten Kraft- und Ausdauerleistungsfähigkeit bei mittelschweren bis schweren Straßen- und Etappenrennen sowie Zeitfahren. Insbesondere bei Sprints zeigte S1 Schwächen, sodass nur bei entsprechender topografischer Vorselektion der Konkurrenz gute Sprintergebnisse erzielt wurden.

S1 hatte keine weiteren beruflichen oder schulischen Verpflichtungen und konnte seinen Tagesablauf nach den individuellen Trainingsvorgaben ausrichten. Die Trai-

ningsplanung folgte dem Modell der Doppelperiodisierung (Martin et al., 1991, 251ff.) mit einem zweigipfligen Trainingsaufbau. Der erste Saisonhöhepunkt wurde im Mai terminiert und umfasste eine Serie von Wettkämpfen (01.05. Rund um den Henninger Turm in Frankfurt am Main, 25.05. Hochschul-Weltmeisterschaft in Nijmegen, 28.05.–01.06. Internationale Bayern Rundfahrt). Der zweite Saisonhöhepunkt war für September geplant.

7.1.1.2 Proband S2

S2 begann mit zwölf Jahren mit dem Straßenradsport und spielte zuvor bereits Handball im Verein (8.–14. Lebensjahr). Er verfolgte einen strukturierten, langfristigen Trainingsaufbau und zählte in den Nachwuchsaltersklassen zur nationalen Spitze. 2005 zwang ihn eine langwierige Knieverletzung zu einer zweijährigen Pause. Nach erfolgreicher Rehabilitation kehrte er 2007 in den Wettkampfsport zurück und etablierte sich noch im gleichen Jahr in der höchsten Amateurklasse Elite-A.

Tab. 6. *Jährlicher radsportspezifischer Trainingsumfang in Kilometern nach Altersklassen (S2).*

Alter	Altersklasse	Trainingsumfang pro Saison
13 – 14	Schüler	6.000 – 8.000 Kilometer
15 – 16	Jugend	12.000 – 14.000 Kilometer
17 – 18	Junioren	16.000 – 18.000 Kilometer
19 – 20	U23 (1./2. Jahr)	20.000 – 24.000 Kilometer
21 – 22	U23 (3./4. Jahr)	15.000 – 18.000 Kilometer

S2 lässt sich als Sprinter, mit ausgeprägten Fähigkeiten im Bereich der Maximalkraft und der Schnellkraft, charakterisieren. Seine sportlichen Stärken lagen bei Sprintankünften auf flachen bis profilierten Straßen-, Rundstrecken- und Etappenrennen. Speziell bei topografisch anspruchsvollen Wettkampfkursen zeigte S2 oftmals Schwächen.

Im Untersuchungszeitraum verfolgte S2 das Ziel, den verletzungsbedingten Trainingsrückstand zu kompensieren und Anschluss im Profiradsport zu finden. S2 war halbtags berufstätig und absolvierte einen darauf abgestimmten Trainingsaufbau mit einem Saisonhöhepunkt in den Monaten Juni bis Juli.

7.1.1.3 Proband S3

S3 begann im Alter von elf Jahren mit dem Straßenradsport und war in den Nachwuchsaltersklassen parallel im Bereich des Bahnradsports aktiv. Im Alter von 19 bis 23 Jahren wurden, bedingt durch Ausbildung und Berufseinstieg, nur wenige Wettkämpfe bestritten. Das Training wurde in dieser Phase jedoch weiterhin aufrechterhalten. Im Zeitraum der Datenerfassung zählte er zur Leistungsklasse der Amateure Elite-B und nahm vorwiegend an regionalen und nationalen Radrennen im süddeutschen Raum teil.

S3 war im Zweischichtdienst vollzeitbeschäftigt und trainierte vorwiegend an den arbeitsfreien Tagen sowie morgens vor oder abends nach der Arbeit. Der Trainingsplan

war an den Arbeitsalltag angepasst und im Vergleich zu den anderen Probanden durch geringere Belastungsumfänge gekennzeichnet.

Tab. 7. *Jährlicher radsportspezifischer Trainingsumfang in Kilometern nach Altersklassen (S3).*

Alter	Altersklasse	Trainingsumfang pro Saison
11 – 12	U13	2.000 – 3.000 Kilometer
13 – 14	Schüler	3.000 – 4.000 Kilometer
15 – 16	Jugend	6.000 – 8.000 Kilometer
17 – 18	Junioren	12.000 – 20.000 Kilometer
ab 19	Amateure	15.000 – 20.000 Kilometer

S3 gilt als tempofester Fahrer und seine Stärken liegen im Bereich flacher Straßen- und Rundstreckenrennen sowie bei Kriterien. Insbesondere aus kleineren Fluchtgruppen konnte er wiederholt gute Wettkampfergebnisse erzielen. Der Trainingsaufbau war auf einen Saisonhöhepunkt im Zeitraum Juni bis Juli ausgelegt.

7.1.2 Trainingsdiagnostik (Trainingsinput)

Für die simulative Anwendung der Trainingswirkungsanalyse mit dem antagonistischen PerPot muss der Trainingsinput zunächst quantitativ ermittelt werden. Dazu sind die im Trainingsprozess absolvierten Trainingseinheiten anhand trainingsdiagnostischer Kenngrößen näher zu spezifizieren.

Der Trainingsinput lässt sich modellimplizit als das Produkt von Trainingsumfang und Trainingsintensität darstellen (vgl. Kapitel 5.1.1) und kann radsportspezifisch über belastungs- und beanspruchungsbasierte Intensitätskenngrößen ermittelt werden (vgl. Kapitel 4.1.1). In der Trainingspraxis haben sich in den letzten Jahren vorwiegend herzfrequenz- und leistungsbasierte Messgeräte zur Trainingssteuerung etabliert. Im Rahmen dieses Forschungsvorhabens sollen daher simulative Unterschiede für Belastungs- (Leistungsdaten) und Beanspruchungskennziffern (Herzfrequenzdaten) näher untersucht werden.

7.1.2.1 Trainingsbelastung

Für den Bereich des Straßenradsports lässt sich der belastungsinduzierte Trainingsinput anhand des trainingsbedingten Energieverbrauches in Kilojoule (kJ) bestimmen. Diese objektive, externe, mechanische Messgröße wird mathematisch über das Produkt aus Leistung und Zeit definiert.

Messtechnisch lassen sich die Wattleistung und der daraus abgeleitete Energieverbrauch über radspezifische Leistungsmesssysteme ermitteln. In den letzten Jahren haben sich hier zahlreiche Hersteller am Markt etabliert. Im Rahmen der Untersuchung wurde bei allen Probanden das etablierte SRM-Leistungsmesssystem (Fa. Schoberer Rad Messtechnik, Jülich, Deutschland) in der Version Wissenschaft mit PowerControl 5 und der SRM Computersoftware (Version 6.42.06) verwendet. Die Messgenauigkeit der Messkurbel liegt laut Hersteller bei plus minus 0,5 Prozent. Die

Messapparatur des SRM Wissenschaftssystems ist in die rechte Kurbel eingebaut und verfügt über acht Dehnungsmessstreifen. Sie misst dynamisch während des Tretvorgangs das aktuelle Drehmoment²⁵ und die zugehörige Winkelgeschwindigkeit und leitet daraus induktiv die aktuelle Leistung ab. Das SRM Leistungsmesssystem wurde wissenschaftlich getestet und validiert (Gardner et al., 2004; Jones & Passfield, 1998; Paton & Hopkins, 2001) sowie in zahlreichen wissenschaftlichen Radsportstudien zur Ermittlung der Leistungscharakteristika und des Energieverbrauchs in Training und Wettkampf eingesetzt (u. a. Balmer, Davison & Bird, 2000; Ebert et al., 2005, 2006; Pinot & Grappe, 2011; Schmidt et al., 2007; Vogt et al., 2005, 2006, 2008; Vogt, Schumacher, Blum, et al., 2007; Vogt, Schumacher, Roecker, et al., 2007). Es liefert demnach repräsentative und wissenschaftlich verwertbare Messergebnisse.

Alle radspezifischen Trainingseinheiten auf der Straße wurden mit den eingesetzten SRM Systemen aufgezeichnet. Aufgrund der limitierten Speicherkapazität des SRM PowerControl 5 wurde das Speicherintervall auf einen Messwert pro drei Sekunden eingestellt, sodass auch längere Trainingsausfahrten vollständig und verlustfrei aufgezeichnet werden konnten. Bei schlechter Witterung bzw. speziellen Trainingsvorgaben (z. B. intensives Radtraining im Winter) wurden zudem Radtrainingseinheiten auf dem Cyclus2 Ergometer (RBM Elektronik, Leipzig, Deutschland) absolviert. Die Aufzeichnung der Leistungsdaten erfolgte über das Ergometer-Interface mit einer Speicherrate von zwei Messungen pro Sekunde. Für jede separate Trainingseinheit wurde der Trainingsinput in Form des Energieverbrauches in kJ bestimmt und anschließend trainingstageweise aggregiert.

7.1.2.2 Trainingsbeanspruchung

Parallel wurde der beanspruchungsbasierte Trainingsinput über Herzfrequenzwerte bestimmt. Rechentechnisch wurde hierbei auf die TRIMP-Berechnung nach Banister und Hamilton (1985, 17) zurückgegriffen (vgl. Kapitel 5.1.1).

$$w(t) = TRIMP = TU \cdot TI = TU \cdot k_{HF} \cdot HF_{Ratio} = TU \cdot k_{HF} \left[\frac{HF_{Belastung} - HF_{Ruhe}}{HF_{Maximum} - HF_{Ruhe}} \right]$$

$$\text{mit } k_{HF} = 0,64 \cdot e^{1,92 \cdot HF_{Ratio}} \quad (\text{vgl. Gleichungen 1; 2})$$

Zur mathematischen Bestimmung des Trainingsinputs, entsprechend der TRIMP-Formel, wurden die *Ruheherzfrequenz*, *Trainingsherzfrequenz* und die *maximale Herzfrequenz* fortlaufend evaluiert.

Die *Ruheherzfrequenz* wurde täglich direkt nach dem Aufwachen in liegender Position gemessen. Hierzu wurde die Herzfrequenz mit einer Polar RS800CX (Fa. Polar Electro, Büttelborn, Deutschland) Pulsuhr im Beat-to-Beat-Modus aufgezeichnet und

²⁵ Das Drehmoment wird mathematisch über das Produkt aus Pedalkraft und Hebelarm (Kurbellänge) beschrieben (Gressmann, 2005, 34).

der Mittelwert aus 256 RR-Intervallen²⁶ als trainingstagbezogene Ruheherzfrequenz herangezogen.

Die individuelle *Trainingsherzfrequenz* wurde bei radspezifischen Trainingseinheiten mit dem SRM PowerControl 5, in Verbindung mit einem codierten Polar Brustgurt, aufgezeichnet. Als Speicherintervall wurde ein Messwert pro drei Sekunden definiert. Die Auswertung der Pulsdaten erfolgte über die SRM Computersoftware. Zur Absicherung der Messdaten wurde bei Messproblemen die Polar RS800CX Pulsuhr (Speicherintervall 5 Sekunden) mit der Polar ProTrainer 5 Computersoftware eingesetzt. Trainingsinterventionen auf dem Cyclus2 Ergometer wurden über dessen integriertes Polar-Interface (codiert) mit einer Sampling-Rate von zwei Messungen pro Sekunde aufgezeichnet.

Die *maximale Herzfrequenz* wurde im Rahmen der Testroutine zur Bestimmung des Leistungsoutputs (vgl. Kapitel 7.1.3) über einen Rampentest (Ausgangsbelastung: 100 Watt, Stufenhöhe: 10 Watt, Stufendauer: 10 Sekunden) auf einem Cyclus2 Ergometer bestimmt. Als Kenngröße wurde die maximal erzielte Herzfrequenz im Bereich der Ausbelastung herangezogen. Die maximale Herzfrequenz wurde für TRIMP-Berechnungen bis zur nächsten Messung jeweils als fix definiert. Die Aufzeichnung der Herzfrequenzdaten erfolgte über das codierte Polar-Interface des Cyclus2 Ergometers mit einer Sampling-Rate von zwei Messungen pro Sekunde.

Die Berechnung des arbiträren beanspruchungsbasierten Trainingsinputs, entsprechend der TRIMP-Formel, erfolgte zunächst individuell für jede Trainingseinheit. Zur simulativen Verarbeitung des Trainingsinputs wurden die TRIMP-Daten in einem zweiten Schritt trainingstageweise aggregiert.

Im Rahmen der fortlaufenden leistungsdiagnostischen Testinterventionen wurde beim rampenförmigen Belastungstest (vgl. Kapitel 7.1.3) die Trainingsherzfrequenz und der Energieverbrauch mit einer Auszeichnungsrate von zwei Messwerten pro Sekunde erfasst und dem trainingstageweisen belastungsbasierten und beanspruchungsbasierten Trainingsinput hinzugerechnet, um testinduzierte Trainingseffekte ebenfalls zu berücksichtigen.

7.1.3 Leistungsdiagnostik (Leistungsoutput)

Zur fortlaufenden Dokumentation der Entwicklung des individuellen Leistungsoutputs sind geeignete, sportartspezifische Testverfahren zu selektieren. Diese müssen aus leistungssportlicher Sicht ökonomisch vertretbar, minimalinvasiv und nur geringfügig in das Training intervenierend sein. Die leistungsdiagnostisch ermittelten Leistungskennwerte müssen zudem leistungsstrukturell begründet sein und zuverlässige Aussagen über die sportartbezogene, individuelle Leistungsfähigkeit liefern.

²⁶ Zeitlicher Abstand zwischen zwei R-Zacken im Elektrokardiogramm.

Zur Bestimmung der Ausdauerleistungsfähigkeit im Radsport werden verschiedene klassische Testverfahren in der Literatur beschrieben (u.a. Dickhuth et al., 1991; Wasserman, Whipp, Koyle & Beaver, 1973). Diesen Testverfahren gemeinsam ist der hohe Grad der Standardisierung (Laborbedingungen), verbunden mit spezifischen Anforderungen im Bereich der eingesetzten Messtechnik (wissenschaftliche Ergometer, Blutanalysegeräte, Spirometer, etc.). Die zugrunde liegenden Testprotokolle führen bei leistungssportlicher Anwendung, in Abhängigkeit der Belastungssteigerung (Stufendauer, Stufenhöhe), zu einer Gesamtdauer von 20 bis 60 Minuten. Aufgrund dieser Rahmenbedingungen sind klassische Stufentestverfahren nur punktuell im Sinne einer mehrmals jährlich geplanten Statusdiagnostik einsetzbar.

In einer Studie mit 34 Radsportlern (17 Freizeit-, 10 Amateur-, 7 Elite-/Profisportler) untersuchten Stapelfeldt et al. (2006) den prädiktiven Wert ausgewählter physiologischer und biomechanischer Testverfahren zur Unterscheidung leistungsdeterminierender Einflussfaktoren im Straßenradsport. Im Rahmen der regressionsanalytischen Auswertung von sechs Labor- und zwei wettkampfspezifischen Feldtests erwiesen sich vor allem die Kennziffern des VO_{2max} -Tests, des Stufentests und des Drehmomenttests als besonders aussagekräftig in Bezug auf die Wettkampfleistung. Von den Autoren wird speziell die im VO_{2max} -Test (Rampenförmiger Belastungstest mit Ausgangsbelastung 150 Watt, Steigerung 10 Watt pro 10 Sekunden) bis zum Testabbruch geleistete Arbeit in kJ als zentrale Größe herausgestellt. Neben dem prädiktiven Wert im Bereich der aeroben Ausdauerfähigkeit (VO_{2max} als Bruttokriterium) beinhaltet diese Kenngröße auch laktazide Elemente (Laktatmobilisation und -pufferung) und stellt damit einen geeigneten Prädiktor für Zeitfahrleistungen dar. Als rein mechanische Messgröße ist sie darüber hinaus in der trainingspraktischen Umsetzung einfach und nicht invasiv, mit einem bremsbaren Ergometer, zu bestimmen.

In Abgrenzung zu den klassischen Testverfahren (Stufen-, Rampentest) zur Bestimmung der Ausdauerleistungsfähigkeit empfehlen Stapelfeldt et al. (2006) zudem den Einsatz eines Drehmomenttests (Sprinttest) zur Berücksichtigung von radspezifischen Kraftfähigkeiten (Maximalkraft) und motorischen Fähigkeiten (Koordination). Als zentrale Kenngröße wird hier die durchschnittliche Leistung in Watt bei 6-Sekunden-All-Out-Sprint²⁷ hervorgehoben. Dessen prädiktiven Wert im Hinblick auf reale Sprintleistungen konnten Gardner, Martin, Martin, Barras und Jenkins (2007) in einer Studie mit Elitebahnsprintern zeigen. Auch in einer Radsportstudie mit dem PerPot wurden von Pfeiffer und Perl (2009) bereits kurze All-Out-Tests eingesetzt. Zum Einsatz kamen hier ein 8-Sekunden-All-Out-Sprinttest und ein 15-Sekunden-Wingate-Test. Simulativ zeigten sich bessere Modellanpassungen unter Verwendung des kürzeren 8-Sekunden-All-Out-Sprinttests (P_{max} , MP).

All-Out-Tests wurden auch im Zusammenhang mit Trainingseffekten im Ausdauertraining eingesetzt. Balmer et al. (2000) konnten die maximale Leistung in einem

²⁷ Im Rahmen der durchgeführten regressionsanalytischen Betrachtung wurde die maximale durchschnittliche Leistung über 5 Sekunden herangezogen (Stapelfeldt et al., 2006, 182).

kurzen 60-Sekunden-All-Out-Test, als Prädiktor für die mittlere Leistung bei einem 16,1 Kilometer Einzelzeitfahren verifizieren. Auch Hawley und Noakes (1992) erhielten einen signifikanten Zusammenhang zwischen der Maximalleistung im Ergometer-Test und einer 20 Kilometer Zeitfahrleistung. Baron (2004) erzielte mittlere bis hohe positive Korrelationen von bis zu $r = .726$ zwischen der Leistung im 10-Sekunden-All-Out-Test mit unterschiedlichen Trittfrequenzen und der Abbruchleistung im Stufentest (Ausgangsbelastung 80 Watt, Steigerung 40 Watt, Stufendauer: 4 Minuten).

In der vorliegenden Untersuchung wurden im Hinblick auf das Forschungsvorhaben und auf Basis der flankierenden sportartspezifischen Belastungsstruktur, der empirischen sportwissenschaftlichen Erkenntnisse sowie der limitierenden Rahmenbedingungen, die sich aus der fortlaufenden engmaschigen Trainingsprozess begleitenden Durchführung ergeben, zwei leistungsdiagnostische Testprotokolle eingesetzt. Hierbei handelte es sich um einen *rampenförmigen Belastungstest* und einen *All-Out-Sprinttest*.

7.1.3.1 Rampenförmiger Belastungstest (RBT)

Der rampenförmige Belastungstest wurde mit einer Ausgangsbelastung von 150 Watt und einer Stufenhöhe von zehn Watt pro zehn Sekunden definiert, sodass eine Belastungsdauer von fünf bis acht Minuten bis zur Ausbelastung sichergestellt werden konnte (Stapelfeldt et al., 2006). Die Trittfrequenz wurde in einem Bereich von $90 \pm 5 \text{ rpm}^{28}$ festgesetzt und die Probanden angehalten, diese während des Testablaufs einzuhalten. Als Abbruchkriterium wurde das Unterschreiten von 85 Umdrehungen pro Minute bei Ausbelastungsbedingungen fixiert. Das rampenförmige Testprotokoll wurde im Betriebsmodus Stufentest des Cyclus2 Ergometers angelegt. Die Datenaufzeichnung erfolgte mit einer zeitlichen Auflösung von zwei Messwerten pro Sekunde. Als Kenngröße für den Leistungsoutput wurde die von Stapelfeldt et al. (2006, 183) propagierte, geleistete Arbeit bis Testabbruch in kJ herangezogen. Im Vergleich zum klassischen $\text{VO}_{2\text{max}}$ -Testprotokoll wurde auf weitergehende spirometrische Analysen verzichtet.

7.1.3.2 All-Out-Sprinttest (AOST)

Der Sprinttest bestand aus einem maximalen All-Out-Sprint über sechs Sekunden, welcher in sitzender Position, mit den Händen am Unterlenker, absolviert wurde. Der Test wurde im Betriebsmodus Wingate-Test des Cyclus2 Ergometers mit einer Datenaufzeichnungsrate von acht Messwerten pro Sekunde durchgeführt. Die Testdauer wurde auf sechs Sekunden und die Start-Trittfrequenz auf 40 rpm eingestellt. Als Belastungstyp wurde die absolute Pedalkraft in Newton selektiert. Als Kenngröße für den Leistungsoutput beim Sprinttest wurde die maximale durchschnittliche Leistung ($P_{\text{max.}}$) in Watt über eine Sekunde herangezogen.

²⁸ In Anlehnung an die, von Lucia et al. (2001b), bei Zeitfahretappen bestimmten mittleren Trittfrequenzen von $92,4 \pm 1,3 \text{ rpm}$.

Zur Ermittlung der sportlerbezogenen Pedalkraft für den Sprinttest wurde zum Studienbeginn ein Vortest im isokinetischen Belastungsmodus des Cyclus2 Ergometers, bei einer fixen Trittfrequenz von 110 Pedalumdrehungen pro Minute, durchgeführt. Hierbei steuert der Ergometer, bei einer maximalen Belastung, die entgegenwirkende Bremsleistung so, dass die Trittfrequenz entsprechend den Vorgaben konstant gehalten wird. Aus drei maximalen sechs Sekunden Antritten (vgl. Mendez-Villanueva, Bishop & Hamer, 2007), in sitzender Position, mit den Händen am Unterlenker, wurde die höchste erzielte Pedalkraft selektiert und 85 Prozent des Wertes als Referenzwert für den Sprinttest festgesetzt. Die so ermittelte Pedalkraft wurde über den gesamten Zeitraum der Datenerhebung für den betreffenden Probanden als fix definiert. Die sportlerspezifische Selektion einer leistungsadäquaten Pedalkraft ist Grundvoraussetzung für einen optimalen Arbeitsbereich (100-130 rpm) und letztlich aussagekräftige Testergebnisse. Im Kontext mit isokinetisch bestimmten maximalen Sprintleistungen ($P_{\max.}$) zeigten sich bei Sportstudenten und Mountainbikern optimale Trittfrequenzen im Bereich von $100 \pm 9,3$ rpm bzw. $100 \pm 8,7$ rpm (Baron, 2004). Die Werte für Straßenradfahrer und Bahnsprinter liegen mit $117 \pm 11,7$ rpm (Rannama et al., 2013) bzw. 129 ± 9 rpm (Gardner et al., 2007) noch deutlich darüber. Auch anhand modelltheoretischer Überlegungen zur Muskeldynamik im Sprint konnte ein Leistungsmaximum im Bereich von 120 rpm nachgewiesen werden (Van Soest & Casius, 2000).

7.1.3.3 Testroutine

Der *rampenförmige Belastungstest* und der *All-Out-Sprinttest* wurden unter standardisierten Bedingungen auf einem Cyclus2 Ergometer, jeweils mit dem eigenen Straßenrennrad der Probanden S1 bis S3, absolviert. Der Cyclus2 Ergometer wurde bereits wissenschaftlich getestet (Reiser, Meyer, Kindermann & Daugs, 2000) und in verschiedenen wissenschaftlichen Radsportstudien zur Belastungssteuerung eingesetzt (Dahmen & Saupe, 2011; Koninckx, Van Leemputte & Hespel, 2010; Sperlich et al., 2011; Rannama et al., 2013; Rannama, Port & Bazanov, 2012). Auch im Bereich der leistungsdiagnostischen Anwendung im Leistungs- und Spitzensport hat das Gerät eine hohe Verbreitung gefunden, da in Verbindung mit den sportlerspezifisch eingestellten individuellen Sportgeräten, sitzpositionsbedingte Testeffekte ausgeschlossen werden können. Die Testdurchführung erfolgte jeweils zur gleichen Tageszeit, zwischen acht und zehn Uhr morgens. Hierdurch sollten tageszeitbedingte Leistungsvariationen aufgrund der circadianen Rhythmik minimiert (vgl. Bernard, Giacomoni, Gavarry, Seymat & Falgairette, 1997; Racinais, Hue & Blonc, 2004) und bessere morgendliche Erholungsfähigkeiten, infolge hochintensiver Belastungen (Giacomoni, Billaut & Falgairette, 2006), genutzt werden. Zudem sollte das am Testtag geplante Training der Probanden im Anschluss ungehindert zeitlich und sportlich realisierbar sein.

Im Rahmen der Testroutine wurden die beiden Testprotokolle in einen standardisierten Testablauf mit Aufwärm- und Regenerationsphase integriert. Das Warmfahrprogramm orientierte sich an den Ergebnissen von Wahl, Zinner, Yue, Bloch und

Mester (2010), die zeigen konnten, dass ein intensives intermittierendes Warmfahrprogramm mit drei hochintensiven Belastungen (Dauer je 10 Sekunden) zu einer signifikanten Verbesserung der maximalen ($P_{\max.}$) und durchschnittlichen Leistung (MP) in einem 30-Sekunden-All-Out-Sprinttest führt. Der Testablauf wurde im Steuergerät des Cyclus2 Ergometers gemeinsam mit den sportlerbezogenen Rad-, Personen- und Leistungsdaten hinterlegt. Die standardisierte Testroutine bestand aus einem initialen fünfminütigen Warmfahrprogramm bei 100 Watt (unterbrochen durch drei 10 Sekunden dauernde Vollwellen mit 500 Watt, 600 Watt, 700 Watt), dem AOST, einer zweiminütigen Regenerationsphase bei 50 Watt, dem RBT bis zur Ausbelastung sowie einer finalen fünfminütigen Regenerationsphase bei 50 Watt.

Der Test wurde mit jedem Probanden in den ersten 18 Wochen²⁹ der Studie dreimal wöchentlich, an den Wochentagen Montag, Mittwoch und Freitag, durchgeführt. Ab der 19. Woche der Datenerhebungsphase wurde die Testroutine, bedingt durch wöchentlich stattfindende Wettkämpfe, nur noch einmal wöchentlich absolviert. Als neuer Testtag wurde für alle Probanden jeweils der Mittwoch fixiert. Bezogen auf den All-Out-Sprinttest gehen Capriotti, Sherman und Lamb (1999) von einer Testreliabilität von mindestens sechs Tagen aus, sodass auch bei wochenweisen Tests von einer ausreichenden Abtastrate ausgegangen werden kann.

Aufgrund der hohen Messdichte der Leistungskenngößen wurden die Testinterventionen zentral am Standort in Nürnberg durchgeführt und entsprechend beaufsichtigt. Hierdurch sollten zusätzliche Störeinflüsse im Trainingsprozess (Reisetätigkeiten, Eingriffe in die Tagesrhythmik, etc.) eliminiert werden. Um motivationale Einflüsse auf die Testleistungen zu minimieren, wurden die Probanden während der Tests verbal unterstützt.

7.1.3.4 Statusdiagnostik

Flankierend zur Trainingsprozess begleitenden Leistungsdiagnostik wurden im Studienzeitraum drei komplexe sportmedizinische Labordiagnostiken (Eingangs-, Zwischen- und Ausgangsuntersuchung)³⁰ durchgeführt. Hierbei wurde ein Stufentest bis zur Ausbelastung (Ausgangsbelastung: 100 Watt, Stufenhöhe: 50 Watt, Stufendauer: 3 Minuten) auf einem Fahrradergometer (Excalibur Sport, Fa. Lode, Groningen, Niederlande) absolviert und dabei die Laktatkonzentration (BIOSEN 5054L, Fa. EKF, Magdeburg) am Ende jeder Stufe bestimmt. Parallel wurde die $VO_{2\max}$ (MetaMax3B, Fa. Cortex Biophysik GmbH, Leipzig, Deutschland) unter Ausbelastungsbedingungen ermittelt. Aus den Testdaten wurde die „individuelle anaerobe Schwelle“ (IANS) nach Dickhuth et al. (1991) abgeleitet.

²⁹ S3 (9 Wochen).

³⁰ Ausnahme S3: Nur Eingangs- und Ausgangsuntersuchung.

7.1.4 Übersicht des applizierten Untersuchungsdesigns

Nachfolgende Abbildung zeigt zusammenfassend die im Rahmen der Studie 1 eingesetzte trainings-, leistungs- und statusdiagnostische Datenerhebung:

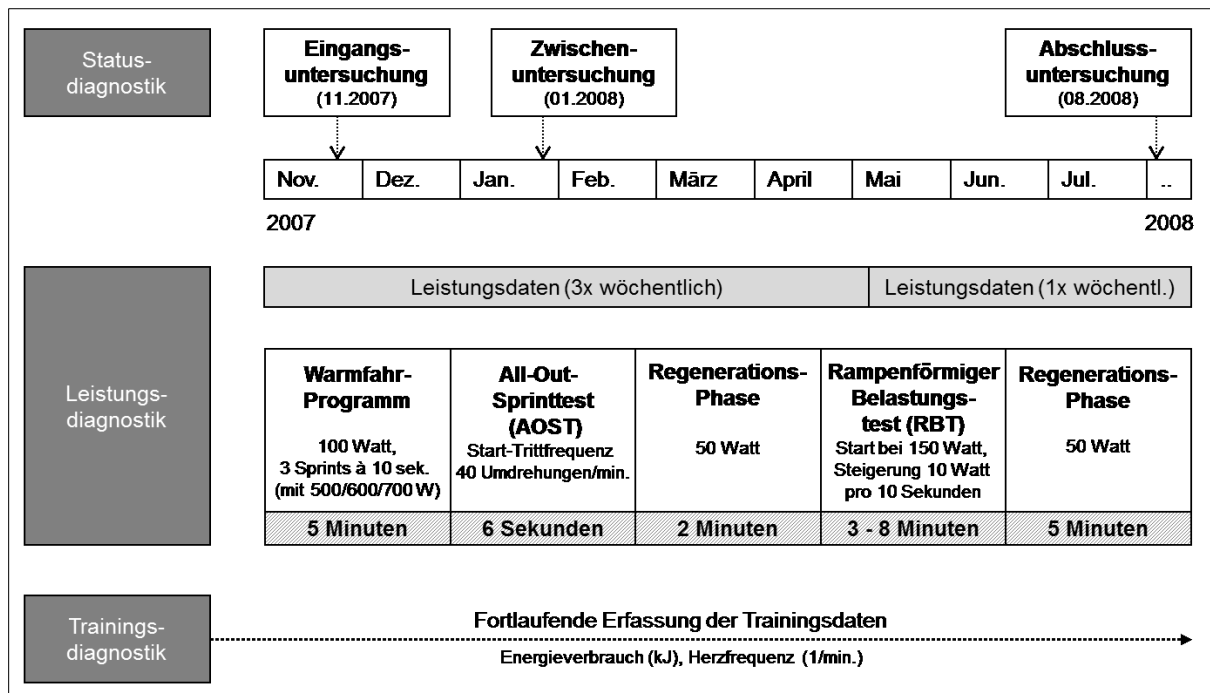


Abb. 7. Untersuchungsdesign zur Erfassung der Trainings- und Leistungsdaten in Studie 1.

7.2 Studie 2

7.2.1 Charakterisierung der examinierten StraßenradSPORTler

Im Rahmen der Studie 2 wurden vier Landeskader StraßenradSPORTler (S4 bis S7) des bayerischen Radsportverbandes untersucht. Drei Sportler (S4 bis S6) waren zum Zeitpunkt der Studie in der Altersklasse U19 aktiv, während S7 bereits zur Altersklasse U23 zählte und in einem Profiteam (Kontinental) fuhr.

Tab. 8. Charakterisierung der untersuchten StraßenradSPORTler (* VP: Vorbereitungsperiode; WP: Wettkampfperiode).

	S4	S5	S6	S7
Disziplin	Straße			
Alter (Studienbeginn)	17	17	17	18
Körpergröße [cm]	179	174	180	182
Körpergewicht [kg]	60,8 ± 0,6	61,2 ± 0,6	68,3 ± 0,9	66,1 ± 0,6
Trainingsumfang p.a. [km]	ca. 18.000	ca. 18.000	ca. 17.000	ca. 18.000
Untersuchungszeitraum*	11/11 – 05/12	12/11 – 06/12	12/11 – 07/12	12/11 – 05/12
	VP1 – WP1	VP1 – WP2	VP1 – WP2	VP1 – WP1
	(27 Wochen)	(30 Wochen)	(32 Wochen)	(26 Wochen)

Alle Probanden verfügten über eine sportartspezifische Ausbildung und mehrjährige wettkampfsportliche Erfahrungen. In den Nachwuchsaltersklassen konnten sie sich über herausragende Leistungen für den Landeskader des bayerischen Radsportverbandes empfehlen. Der Wettkampfkalender der Probanden umfasste neben der nationalen Radbundesligaserie (U19 bzw. U23) auch internationale Eintages- und Mehrtagesrennen des UCI Kalenders. Die Trainingsplanung der Probanden erfolgte durch den Landestrainer des bayerischen Radsportverbandes (S4 bis S6) bzw. den Teamtrainer des Profiteams (S7). Eine Feedback-Funktion aus den fortlaufenden Studienerkenntnissen auf das individuelle Training war, analog zu Studie 1, nicht implementiert.

Aus trainingsorganisatorischen Gründen konnten bei S4 und S7 in der WP2 keine Leistungsdaten (Leistungsoutput) erfasst werden, sodass Testleistungen nur bis einschließlich der WP1 vorliegen. In den weiteren Ausführungen und der simulativen Betrachtung mit dem PerPot werden für S4 und S7 daher nur die Trainingsperioden VP1 bis WP1 betrachtet.

Nachstehend werden die einzelnen Fahrer genauer charakterisiert, um die Forschungsergebnisse in einem zweiten Schritt besser einordnen und interpretieren zu können.

7.2.1.1 Proband S4

S4 begann bereits im Alter von acht Jahren mit dem Straßenradsport und spielte parallel dazu, vom sechsten bis zum elften Lebensjahr, Fußball im Verein. In den Nachwuchsaltersklassen nahm er parallel zum Straßenprogramm auch an Wettkämpfen im Bereich des Bahnradsports teil. Er verfolgte einen zielgerichteten und langfristigen Trainingsaufbau in seinem Heimatverein und zählte bereits in den Nachwuchsaltersklassen zur nationalen Spitze.

Tab. 9. *Jährlicher radsportspezifischer Trainingsumfang in Kilometern nach Altersklassen (S4).*

Alter	Altersklasse	Trainingsumfang pro Saison
13 – 14	Schüler	10.000 – 12.000 Kilometer
15 – 16	Jugend	13.000 – 14.000 Kilometer
17 – 18	Junioren	17.000 – 18.000 Kilometer

Die sportlichen Stärken von S4 waren aufgrund seines geringen Körpergewichts bei bergigen Straßen- und Etappenrennen zu sehen. Speziell bei Wettkämpfen mit rennentscheidenden steilen Anstiegen zählte er im Untersuchungszeitraum zur nationalen und internationalen Spitze seiner Altersklasse. Während S4 bei klassischen Massensprints und flachen Straßenrennen Schwächen zeigte, konnte er aus kleinen aufgrund topografischer Schwierigkeiten vorselektierten Spitzengruppen stets gute Resultate erzielen. Innerhalb der Kategorie der Bergfahrer verfügte S4 zudem über eine gute Sprintfähigkeit.

S4 war zum Zeitpunkt der Studie Schüler und konnte primär an den Nachmittagen und an schulfreien Tagen trainieren. Die Saisonplanung war zweigipflig, auf die deut-

sche Meisterschaft U19 Straße (17.06.2012) und die Teilnahme an der U19 Weltmeisterschaft Straße im September, ausgelegt. Zur Vorbereitung des ersten Saisonhöhepunktes wurde die Tour du Pays Vaud (24.–27.05.2012) als wichtiger Testwettkampf terminiert.

7.2.1.2 Proband S5

S5 begann im Alter von zwölf Jahren mit dem Straßenradsport, nachdem er in seiner Kindheit bereits im Verein Fußball spielte. Bis zur Altersklasse U17 war er zudem im Bereich Bahnradsport aktiv und nahm parallel mit dem Landeskader auch an Bahnwettkämpfen teil. S5 verfolgte im Radsportverein einen langfristigen und strukturierten Trainingsaufbau.

Tab. 10. Jährlicher radsportspezifischer Trainingsumfang in Kilometern nach Altersklassen (S5).

Alter	Altersklasse	Trainingsumfang pro Saison
13 – 14	Schüler	8.000 – 10.000 Kilometer
15 – 16	Jugend	12.000 – 13.000 Kilometer
17 – 18	Junioren	16.000 – 18.000 Kilometer

Im Untersuchungszeitraum zählte S5 zur nationalen Spitze und konnte bei internationalen Wettkämpfen erste Erfolge erringen. Seine Stärken lagen, bedingt durch sein geringes Körpergewicht, bei bergigen Straßen- und Rundstreckenrennen. Hier war S5 auch in der Lage bei Sprintentscheidungen mit guten Ergebnissen zu überzeugen. Speziell bei flachen und windanfälligen Straßenrennen mit Massensprints sowie bei Zeitfahren zeigte S5 jedoch Schwächen.

Zum Zeitpunkt der Untersuchung war S5 Schüler und konnte daher vorwiegend nachmittags trainieren. Die Trainingsplanung war auf die Radbundesliga U19 und die deutsche Meisterschaft U19 Straße (17.06.2012) ausgerichtet. In der unmittelbaren Vorbereitung auf den Saisonhöhepunkt wurde im Mai die Tour du Pays Vaud (24.–27.05.2012) als Testwettkampf terminiert.

7.2.1.3 Proband S6

S6 ist Quereinsteiger und begann erst im Alter von 15 Jahren (Altersklasse U17) mit dem Straßenradsport. Er war jedoch bereits seit seiner Kindheit wettkampfsportlich, im Bereich Fußball (5.–11. Lebensjahr) und Schwimmsport (11.–16. Lebensjahr), aktiv. Im Radsportverein verfolgte S6 in den Nachwuchsaltersklassen einen strukturierten Trainingsaufbau.

Tab. 11. Jährlicher radsportspezifischer Trainingsumfang in Kilometern nach Altersklassen (S6).

Alter	Altersklasse	Trainingsumfang pro Saison
15 – 16	Jugend	8.000 – 10.000 Kilometer
17 – 18	Junioren	12.000 – 16.000 Kilometer

Die sportlichen Stärken von S6 lagen aufgrund seiner ausgeprägten Kraftausdauerfähigkeiten bei profilierten Straßenrennen. Insbesondere bei flachen und langen Anstiegen sowie auf windanfälligen Strecken konnte er aufgrund der guten Tempohärte sein Leistungspotential optimal entfalten. Schwächen zeigte S6 im Bereich der Sprintfähigkeit und der Belastungstoleranz in Bezug auf Tempowechsel im Wettkampf. Dies äußerte sich in vergleichsweise schwachen Wettkampfleistungen auf technisch anspruchsvollen Rennstrecken sowie bei Kriterien und kurvenreichen Rundstreckenrennen.

Als Schüler konnte S6 vorwiegend nur nachmittags trainieren. Die Trainingsplanung war auf den Saisonhöhepunkt deutsche Meisterschaft U19 Straße (17.06.2012) ausgerichtet.

7.2.1.4 Proband S7

S7 begann im Alter von 14 Jahren mit dem Straßenradsport. In den Nachwuchsaltersklassen nahm er parallel auch an Wettkämpfen im Bereich des Bahnradsports teil. Im heimatlichen Radsportverein verfolgte er einen strukturierten und langfristig ausgerichteten Trainingsaufbau. Bereits in den Nachwuchsaltersklassen zählte S7 zur erweiterten nationalen Spitze.

Tab. 12. Jährlicher radsportspezifischer Trainingsumfang in Kilometern nach Altersklassen (S7).

Alter	Altersklasse	Trainingsumfang pro Saison
13 – 14	Schüler	6.000 – 7.000 Kilometer
15 – 16	Jugend	10.000 – 12.500 Kilometer
17 – 18	Junioren	14.000 – 16.000 Kilometer

Die sportlichen Stärken von S7 lagen bei bergigen Straßen- und Etappenrennen. Aufgrund seiner sehr guten Kraftausdauerfähigkeiten zählte S7 insbesondere bei profilierten und technisch anspruchsvollen Zeitfahren zur nationalen und erweiterten internationalen Spitze. Aus kleineren Spitzengruppen sowie bei langen und schnellen Massensprints konnte S7 ebenfalls Erfolge erringen. Schwächen zeigte S7 insbesondere bei kurzen explosiven Antritten (z. B. bei Kriterien).

S7 war im Untersuchungszeitraum Schüler und konnte schulbedingt nur nachmittags trainieren. Die Saisonplanung war zweigipflig angelegt und hatte die deutsche Meisterschaft U23 Einzelzeitfahren (22.06.2012) und deutsche Meisterschaft U23 Straße (09.09.2012) zum Ziel.

7.2.2 Trainingsdiagnostik (Trainingsinput)

Für die simulationsgestützte Trainingswirkungsanalyse mit dem antagonistischen PerPot muss, vor dem Hintergrund der Fragestellungen dieser Arbeit, der Trainings-

prozess fortlaufend und engmaschig erfasst und der Trainingsinput getrennt nach Trainingsbelastung und Trainingsbeanspruchung bestimmt werden³¹.

7.2.2.1 Trainingsbelastung

Der belastungsbasierte Trainingsinput wurde für alle radspezifischen Trainingseinheiten anhand des Energieverbrauchs in kJ bestimmt. Messtechnisch wurde dies über SRM Leistungsmesssysteme³² in der Version Shimano Dura-Ace (Fa. Schoberer Rad Messtechnik, Jülich, Deutschland), in Verbindung mit SRM PowerControl 5 und der SRM Computersoftware (Version 6.42.13), realisiert. Die Datenaufzeichnung erfolgte mit einer Speicherrate von fünf Sekunden pro Messwert, um auch mehrtägige Trainingsinterventionen verlustfrei aufzeichnen zu können. Die verwendeten SRM-Leistungsmesssysteme wurden bereits wissenschaftlich validiert und im Rahmen verschiedener Radsportstudien eingesetzt (vgl. Kapitel 7.1.2). Sie liefern demnach repräsentative und wissenschaftlich verwertbare Messwerte.

Für jede Trainingseinheit wurde zunächst die Trainingsbelastung in kJ separat erfasst und anschließend für die weitere Datenverarbeitung, im Rahmen der PerPot-Analyse, trainingstageweise aggregiert.

7.2.2.2 Trainingsbeanspruchung

Der beanspruchungsbasierte Trainingsinput wurde anhand der trainingsinduzierten Herzfrequenzwerte, unter Verwendung der TRIMP-Berechnung nach Banister und Hamilton (1985, 17), bestimmt (vgl. Kapitel 5.1.1).

$$w(t) = TRIMP = TU \cdot TI = TU \cdot k_{HF} \cdot HF_{Ratio} = TU \cdot k_{HF} \left[\frac{HF_{Belastung} - HF_{Ruhe}}{HF_{Maximum} - HF_{Ruhe}} \right]$$

$$\text{mit } k_{HF} = 0,64 \cdot e^{1,92 \cdot HF_{Ratio}} \quad (\text{vgl. Gleichungen 1; 2})$$

Zur mathematischen Ermittlung des TRIMP wurden die *Ruheherzfrequenz*, *Trainingsherzfrequenz* und die *maximale Herzfrequenz* Trainingsprozess begleitend fortlaufend evaluiert.

Die *Ruheherzfrequenz* wurde an den Testtagen der Leistungsdiagnostik (vgl. Kapitel 7.2.3) jeweils morgens, direkt nach dem Aufwachen, in liegender Position, mittels Polar RS800CX (Fa. Polar Electro, Büttelborn, Deutschland), bestimmt und bis zur nächsten Messung für TRIMP-Berechnungen als fix definiert.

Die *Trainingsherzfrequenz* wurde bei allen radspezifischen Trainingseinheiten mit dem SRM PowerControl 5, in Verbindung mit einem codierten Suunto Dual Brustgurt (Fa. Suunto, Vantaa, Finnland), aufgezeichnet. Als Speicherintervall wurde ein

³¹ Zur Vermeidung von Dopplungen sei auf die weiteren Ausführungen in Kapitel 7.1.2 verwiesen.

³² Funktionsweise und Messprinzip siehe Kapitel 7.1.2

Messwert pro fünf Sekunden festgelegt. Die Auswertung der Pulsdaten erfolgte über die SRM Computersoftware.

Die *maximale Herzfrequenz* wurde im Rahmen der Testroutine zur Bestimmung des Leistungsoutputs (vgl. Kapitel 7.2.3) über einen Rampentest (Ausgangsbelastung: 100 Watt, Stufenhöhe: 10 Watt, Stufendauer: 10 Sekunden) auf einem Cyclus2 Ergometer (RBM Elektronik, Leipzig, Deutschland) bzw. über einen 5-Minuten-All-Out-Test auf einem Rollentrainer (Tacx Booster T2500), im Bereich der Ausbelastung, bestimmt. Die Datenaufzeichnung und -auswertung erfolgte analog zur Bestimmung der Trainingsherzfrequenz. Für TRIMP-Berechnungen wurde die maximale Herzfrequenz bis zur nächsten Messung als fix definiert.

Die Trainingsbeanspruchung wurde für jede Trainingseinheit, in Form von arbiträren Trainingseinheiten (TRIMP), berechnet und anschließend, zur Analyse mit dem PerPot, trainingstageweise zusammengefasst.

7.2.3 Leistungsdiagnostik (Leistungsoutput)

Für die simulative Trainingswirkungsanalyse mit dem PerPot ist der Leistungsoutput der Probanden fortlaufend zu dokumentieren. Die hierzu eingesetzten Testverfahren müssen leistungsstrukturell begründet und ökonomisch vertretbar sein. Aus trainingspraktischer Sicht sollten sie zudem nur geringfügig in das Training intervenieren und einem möglichst geringen motivationalen Einfluss unterliegen.

Die im Radsport eingesetzten klassischen Laboruntersuchungen (Stufentests) zur Bestimmung der Ausdauerleistungsfähigkeit stoßen im leistungssportlichen Einsatz, bei Trainingsprozess begleitender Quantifikation des Leistungsoutputs aufgrund ihrer limitierenden Anforderungen und Rahmenbedingungen an ihre Grenzen. Stapelfeldt et al. (2006) verglichen in einer Radsportstudie den prädiktiven Wert verschiedener physiologischer und biomechanischer Testverfahren in Bezug auf sportartspezifische leistungsbestimmende Faktoren. Anhand der regressionsanalytischen Auswertung von sechs Labor- und drei Feldtests heben die Autoren die geleistete Arbeit in kJ, bis zum Abbruch des VO_{2max} -Tests (*Rampenförmiger Belastungstest* mit Ausgangsbelastung 150 Watt, Steigerung 10 Watt pro 10 Sekunden), besonders hervor.³³

Im diagnostischen Einsatz haben sich zur Bestimmung der radspezifischen Leistungsfähigkeit, neben den stufenförmigen Ausbelastungstests, auch zeitbegrenzte *All-Out-Tests* (Time-Trial-Test) unterschiedlicher Länge etabliert. Vor dem Hintergrund einer Trainingsprozess begleitenden Diagnostik mit hoher Messdichte konzentrieren sich die weiteren Ausführungen primär auf wissenschaftlich fundierte, zeitbegrenzte Time-Trial-Tests (All-Out-Charakter) mit trainingspraktischem Bezug. Rønnestad, Hansen und Raastad (2011) konnten in einer Studie mit 20 Radsportlern zeigen, dass trainingsinduzierte physiologische Anpassungen aufgrund eines kom-

³³ Zur Vermeidung von Dopplungen sei auf die weiteren Ausführungen in Kapitel 7.1.3 verwiesen.

binieren Ausdauer- und Krafttrainings zu einer Verbesserung der durchschnittlichen 5-Minuten-All-Out-Leistung führten. Auch in weiteren wissenschaftlichen Untersuchungen wurden 5-Minuten-All-Out-Tests zur leistungsdiagnostischen Abbildung von Zeitfahrleistungen verwendet (Aisbett, Le Rossignol, McConell, Abbiss & Snow, 2009a, 2009b; Hansen, Rønnestad, Vegge & Raastad, 2012). Neben dem wissenschaftlichen Einsatz, im Kontext leistungsdiagnostischer Untersuchungen, finden 5-Minuten-All-Out-Intervalle auch in der Trainingspraxis, im Rahmen der Wettkampfperiode und der unmittelbaren Wettkampfvorbereitung (z. B. Wettkampf-Vorbelastung), Anwendung. Allen und Coggan (2010, 299f.) empfehlen, zur Ausbildung von rennentscheidenden Fähigkeiten im Bereich des Straßenradsports (vgl. auch Abbiss, Menaspà, Villerius & Martin, 2013), die Verwendung von fünfminütigen VO_{2max} -Trainingsintervallen (Race-Winning-Intervals). Auch im Zusammenhang mit antagonistischen Modellen wurde der 5-Minuten-All-Out-Test bereits zur Quantifikation des Leistungsoutputs erfolgreich eingesetzt (Busso, 2003; Busso et al., 2002). Als Kriteriumsleistung für die simulative Anwendung mit dem FF wurde die durchschnittliche Leistung in Watt herangezogen. Ein, in der trainingspraktischen Umsetzung, entscheidender Vorteil von Time-Trail-Tests liegt im erforderlichen messtechnischen Aufwand. Während Stufentests und kurze All-Out-Tests (z. B. Sprinttests) aufgrund des spezifischen Testprotokolls und der relevanten Leistungskennziffern wissenschaftliche Messgeräte erfordern, kann der 5-Minuten-All-Out-Test auch auf handelsüblichen magnetgebremsten Rollentrainern in Verbindung mit mobilen Leistungsmesssystemen erfolgen.

Auf der Grundlage der vorherrschenden Leistungsstruktur im Straßenradsport (vgl. Kapitel 4.2) sowie der dargelegten wissenschaftlichen Befunde im Bereich Trainingsprozess begleitender leistungsdiagnostischer Testverfahren (vgl. auch Kapitel 7.1.3) wurden im Rahmen der eigenen Untersuchung (Studie 2) zwei differierende Testverfahren zur Bestimmung des Leistungszustandes der Probanden eingesetzt. S4 und S5 absolvierten innerhalb der Testroutine einen rampenförmigen Belastungstest (Stufentest) bis zur Ausbelastung, während S6 und S7 einen 5-Minuten-All-Out-Test bewältigten.

7.2.3.1 Rampenförmiger Belastungstest (RBT)

Der rampenförmige Belastungstest, ursprünglich als VO_{2max} -Test bezeichnet, wurde bei den Probanden S4 und S5 in Anlehnung an Stapelfeldt et al. (2006) ohne spirometrische Analyse, analog zu Studie 1, durchgeführt. Als Testprotokoll wurde eine Ausgangsbelastung von 150 Watt sowie eine rampenförmige Belastungssteigerung von zehn Watt pro zehn Sekunden im Ergometer hinterlegt. Als Kennziffer für die Leistungsfähigkeit wurde die bis Testabbruch erreichte, mechanische Arbeit in kJ festgelegt (Stapelfeldt et al., 2006). Die Testdurchführung erfolgte auf einem Cyclo2 Ergometer³⁴ mit dem eigenen Straßenrad der Probanden, sodass Sitzpositionsbe-

³⁴ Wissenschaftliche Validierung (vgl. Kapitel 7.1.3).

dingte Testeffekte ausgeschlossen werden konnten. Die Datenaufzeichnung erfolgte über das Cyclus2 Steuergerät mit einer Speicherrate von zwei Messungen pro Sekunde.

7.2.3.2 5-Minuten-Time-Trial-Test (TTT)

Die Testdurchführung des 5-Minuten-Time-Trial-Tests (TTT) erfolgte auf dem Straßenrad der Probanden, in Verbindung mit einem magnetgebremsten Hinterrad-Rollentrainer (Tacx Booster T2500). Der Belastungswiderstand wurde von den Probanden, über manuelle Kombination von Radübersetzung und Magnetbremseneinstellung, während der Testdauer fortlaufend frei gewählt. Vorgegebene Zielsetzung war es, die höchstmögliche durchschnittliche Wattleistung über fünf Minuten (Kriteriumsleistung) zu erzielen. Die Leistungserfassung erfolgte über die, an den Straßenrädern der Probanden, installierten SRM Leistungsmesssysteme mit einer Speicherrate von fünf Sekunden pro Messwert (vgl. Kapitel 7.2.2). Für den TTT wurden die Probanden S6 und S7 selektiert, da diese, gemessen an den Wettkampfleistungen, eine hohe Affinität zu Zeitfahrdisziplinen aufweisen und zudem über ein gutes Tempogefühl verfügen.

7.2.3.3 Testroutine

Für die beiden oben genannten Leistungstests wurde eine einheitliche, standardisierte Testroutine, bestehend aus Warmfahrprogramm, dem jeweiligen Leistungstest (*Rampenförmiger Belastungstest* bzw. *5-Minuten-Time-Trial-Test*) und einer abschließenden Regenerationsphase festgelegt. Die Warmfahrphase wurde nach Wahl et al. (2010), analog zu Studie 1, konzipiert und bestand aus einem fünfminütigen Warmfahrprogramm bei 100 Watt, unterbrochen durch drei zehn Sekunden dauernde Vollwellen mit 500, 600 und 700 Watt. Nach Abschluss des jeweiligen Leistungstests folgte eine fünfminütige Regenerationsphase bei 50 Watt.

Die Testroutine wurde in beiden Testgruppen in der Vorbereitungsperiode zweimal wöchentlich (Montag, Donnerstag) und in der Wettkampfperiode einmal wöchentlich (Testtag frei wählbar) eingesetzt.

7.2.3.4 Statusdiagnostik

Im Untersuchungszeitraum liegen von den Probanden jeweils zwei statusdiagnostische Laboruntersuchungen des bayerischen Landeskaders vor. Diese wurden auf einem Cyclus2 Ergometer mit dem eigenen Straßenrad der Probanden durchgeführt. Das Testprotokoll bestand aus einer Ausgangsbelastung von 100 Watt und einer Belastungssteigerung von 20 Watt pro drei Minuten. Zur Analyse der Stoffwechselbelastung wurden Laktatanalysen (EKF Diagnostics, Cardiff, UK) am Ende jeder Belastungsstufe genommen. Zur Bestimmung der Ausdauerleistungsfähigkeit wurde die „individuelle anaerobe Schwelle“ (IANS) nach Dickhuth et al. (1991) ermittelt.

7.2.4 Übersicht des applizierten Untersuchungsdesigns

Das in Studie 2 realisierte Untersuchungsdesign mit den trainings-, leistungs- und statusdiagnostischen Interventionen lässt sich wie folgt darstellen:

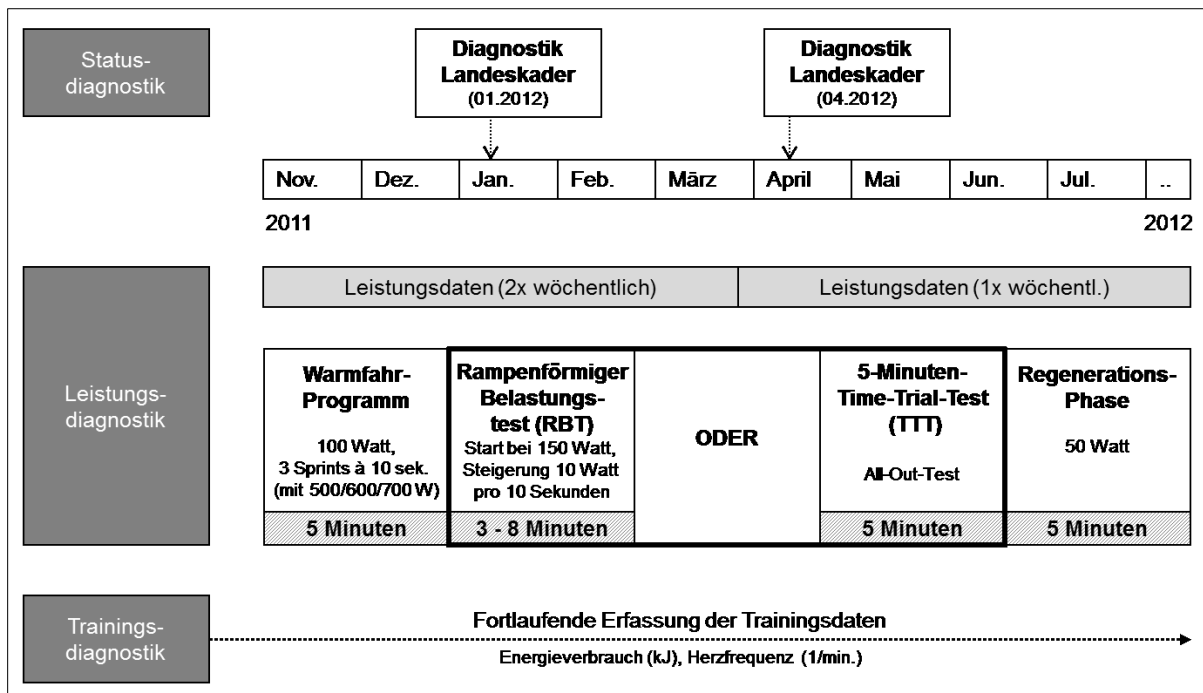


Abb. 8. Untersuchungsdesign zur Erfassung der Trainings- und Leistungsdaten in Studie 2.

7.3 Simulationsgestützte Trainingswirkungsanalyse mit dem PerPot

Zur Beantwortung der Fragestellungen dieser Arbeit (vgl. Kapitel 6) wurden die erhobenen Trainings- und Leistungsdaten der Probanden (Studie 1 & 2) als Input- und Outputdaten in der computergestützten PerPot-Simulation eingesetzt. Die Datenanalyse erfolgte mit der PerPot-Simulationsumgebung in der Version 1.9 (Java Plattform).

Für die simulative Anwendung mit dem PerPot wurden die trainingsdiagnostisch erhobenen Kennziffern (Trainingsinput) zunächst tageweise aggregiert und den Leistungswerten (Leistungsoutput) gegenübergestellt. Die tageweise Datenverarbeitung wurde aus trainingspraktischen (Trainingsprotokollierung) und analytischen (Trainingswirkungen) Gründen gewählt. Der tageweise Zugang bietet eine in der Trainingspraxis einfach umzusetzende pragmatische Lösung, bei gleichzeitig hoher Datenauflösung in der Datenanalyse (tageweise Adaptationschronologie). Zudem ist mit dieser Datenstruktur die modellintern verankerte Bedingung der Äquidistanz der Messwerte sichergestellt (vgl. Pfeiffer & Schrot, 2010). Ein Auszug der Daten aus Studie 1 wurde im Rahmen von zwei Publikationen (Pfeiffer & Schrot, 2009, 2010) bereits mit dem PerPot analysiert. Die Datenanalyse basierte hier allerdings auf einer testtageweisen Datenaggregation mit einem Grundraster von 2,3 Tagen (3 Testtage

pro Woche), weshalb die Daten im Kontext der Auswertungen nochmals neu aufbereitet wurden.

Die zeitliche Datenstrukturierung wurde analog zur individuellen Trainingsperiodisierung der Probanden gewählt. Vor dem Hintergrund der weiteren simulativen Anwendung mit dem PerPot-Instrumentarium wurden die Periodenübergänge jeweils zeitlich auf die nächstliegende Testleistung fixiert. Für die Simulationsdaten bedeutet dies, dass der erste und letzte Datensatz jeder Trainingsperiode, als Outputparameter, eine Testleistung enthält und zudem der letzte Datensatz einer Trainingsperiode identisch mit dem ersten Datensatz der Folgeperiode ist.

7.3.1 PerPot-Modellstabilität

Zur Überprüfung der Modellstabilität (Parameterstabilität) des PerPot wurden die jeweiligen Input-Output-Datensätze in drei verschiedenen Konfigurationen in der Modellkalibrierung eingesetzt. Differenziert wurde dabei nach dem Grad der Modifikation der Datenreihe des Leistungsoutputs (in Anlehnung an Brückner & Wilhelm, 2008, 58), wie folgt:

- _1 Alle Testleistungen wurden einbezogen (gesamter Datensatz)
- _2 Nur die 2., 4., 6., 8., usw. Testleistung wurde einbezogen (alle Geraden)
- _3 Nur die 3., 5., 7., 9., usw. Testleistung wurde einbezogen (alle Ungeraden)

Betrachtet wurden jeweils der gesamte Datensatz (VP&WP) sowie getrennt voneinander die Teilperioden VP bzw. WP, bestehend aus VP1 und VP2 bzw. WP1 und WP2³⁵. Bezogen auf den jeweiligen Betrachtungszeitraum wurden nach oben genanntem Schema drei Rohdatensätze für die Simulation erstellt. Um deren Vergleichbarkeit sicherzustellen wurde die betreffende Leistung zum Periodenbeginn und zum Periodenende für alle drei Datensätze als fix definiert und in die Betrachtung einbezogen. Die übrigen Leistungswerte innerhalb der betreffenden Trainingsperiode wurden gemäß dem oben genannten Muster modifiziert.

Die Beurteilung der Modellstabilität erfolgte, getrennt für alle verfügbaren Input-Output-Datenreihen der Probanden, jeweils periodenbezogen anhand den drei oben genannten Datensätzen. Als Beurteilungskriterien wurden der mittlere prozentuale Simulationsfehler (*MAPE*), die Verzögerungsparameter DS und DR sowie der Quotient DS/DR herangezogen.

7.3.2 PerPot-Modellanpassung

Zur Überprüfung der Modellanpassung, des simulativ erzeugten Leistungsverlaufs an die Realdaten, wurde in der PerPot-Simulationssoftware (Version 1.9) einzelfallbezo-

³⁵ Auf die singuläre Betrachtung der Einzelperioden wurde verzichtet, um eine ausreichende Anzahl an Testleistungen im jeweiligen Betrachtungszeitraum zu gewährleisten.

gen für jeden Input-Output-Datensatz eine Datensimulation im Anwendungsbereich Kalibrierung durchgeführt. Im Rahmen der Modellkalibrierung wird eine maximale Anpassung der Simulationsdaten an die Realdaten angestrebt. Hierzu werden die Normierungsfaktoren modellintern optimal eingestellt, um den bestmöglichen Modell-Fit zu erzielen. In den Grundeinstellungen der PerPot-Simulationssoftware wurde für die Datenkalibrierung als Kalibrierungsoption die Einstellung „Mittel“ und als Sockelbetrag der Wert „50“ selektiert.

Die Datenanalyse basierte auf der individuellen Trainingsperiodisierung der Probanden. Hierbei wurden folgende Trainingsperioden differenziert:

VP&WP	Datensatz bestehend aus Vorbereitungs- und Wettkampfperiode
VP	Datensatz bestehend aus Vorbereitungsperiode
WP	Datensatz bestehend aus Wettkampfperiode
VP1	Datensatz bestehend aus Vorbereitungsperiode 1
VP2	Datensatz bestehend aus Vorbereitungsperiode 2
WP1	Datensatz bestehend aus Wettkampfperiode 1
WP2	Datensatz bestehend aus Wettkampfperiode 2

Die Teilperioden VP bzw. WP wurden dabei durch die Einzelperioden VP1 und VP2 bzw. WP1 und WP2 konstituiert. Sprachlich werden im Rahmen der Ergebnisdarstellung und der Ergebnisdiskussion die VP&WP als Gesamtzeitraum, die VP bzw. WP als Teilperiode und die VP1, VP2, WP1 bzw. WP2 als Einzelperiode benannt.

Die Beurteilung der Güte der Modellanpassung, zwischen realem und simuliertem Leistungsverlauf, erfolgte anhand dem, von der PerPot-Simulationssoftware ausgegebenen, mittleren prozentualen Fehler (*MAPE*) und dem Intra-Class-Korrelationskoeffizient (*ICC*). Zur weitergehenden Einordnung der Untersuchungsergebnisse im Kontext vorliegender Untersuchungen zum FF und PerPot wurden die statistischen Zusammenhangsmaße Korrelationskoeffizient (*r*) und Determinationskoeffizient (R^2) bestimmt und eine Signifikanzprüfung für *ICC*, *r* und R^2 mittels *F-Test* (vgl. Kapitel 5.2) durchgeführt. Die statistischen Analysen wurden mit der Software SPSS Statistics 22 (IBM Corporation, USA) durchgeführt.

Die in der Modellkalibrierung bestimmten Verzögerungsparameter DS und DR sowie der Quotient DS/DR wurden ebenfalls in die Beurteilung einbezogen und vor dem Hintergrund der vorliegenden Erkenntnisse aus Voruntersuchungen sowie aus globaler Sicht im Hinblick auf die Modellstabilität in Abhängigkeit des Trainingsinputs beleuchtet.

7.3.3 PerPot-Modellprognose

Das PerPot-Instrumentarium wurde zur Überprüfung der Fähigkeit der Leistungsprognose eingesetzt. Hierbei wurde das PerPot auf eine Trainingsperiode (Sim. TP-1)

kalibriert und die Folgeperiode simulativ prognostiziert (Prog. TP). Folgende Modellprognosen wurden für die jeweiligen Input-Output-Datensätze durchgeführt:

Kalibrierung der VP1 und Modellprognose der VP2

Kalibrierung der VP2 und Modellprognose der WP1

Kalibrierung der WP1 und Modellprognose der WP2

Kalibrierung der VP und Modellprognose der WP³⁶

Während bei der alleinigen Modellkalibrierung im Bereich der Modellanpassung nach einem globalen Optimum gesucht wird, sind für die Modellprognose zukünftige Szenarien zu antizipieren. Kritisch erweist sich im gedeckelten PerPot hier insbesondere die Überlauffunktion des SP. Treten in der zu prognostizierenden Trainingsperiode Trainingsloads auf, welche über den im Kalibrierungszeitraum erfassten Werten liegen, so ergeben sich modellimplizit Kapazitätsprobleme, welche sich negativ auf die resultierende Modellanpassung auswirken.

Im Rahmen des Kalibrierungsvorgangs sind im Hinblick auf eine zielgerichtete Modellprognose daher Annahmen nötig, um eine optimale Einstellung der Normierungsfaktoren für die spätere Modellprognose zu gewährleisten. In der PerPot-Simulationssoftware (Version 1.9) kann für diese Anwendung bei der Kalibrierung eine Trainingsload-Reserve (TLR) aktiviert und ein prozentualer Puffer für künftige Trainingsloads hinterlegt werden (vgl. Kapitel 5.4.4). In der eigenen Untersuchung (Studie 1&2) wurde die TLR für die Modellkalibrierung (bei anschließender Modellprognose) aktiviert, wenn in der zu prognostizierenden Trainingsperiode ein höherer maximaler Trainingsload vorlag, als im Kalibrierungszeitraum. Zur Bestimmung des Reservewerts wurde die prozentuale Differenz zwischen den maximalen Trainingsloads beider Trainingsperioden, bezogen auf die Kalibrierungsperiode, bestimmt und 50 Prozent dieses Wertes als Referenzwert fixiert. Aufgrund der implementierten Annahmen unterscheiden sich die, im Rahmen der Modellprognose durchgeführten, Modellkalibrierungen (Simulation) von denen der Modell-Fit-Analyse (vgl. Kapitel 7.3.2). Um sprachliche Verwechslungen zu vermeiden, werden im Folgenden die klassischen Modellkalibrierungen (ohne Prognose und Zusatzeinstellungen, wie in Kapitel 7.3.2 definiert), im Kontext der Modellprognose, als „Best-Fit“ Modellkalibrierungen bezeichnet.

Die qualitative Beurteilung der Prognoseergebnisse erfolgt anhand des simulativ bestimmten Prognosefehlers (*MAPE*) und der visuellen Verlaufsanalyse der prognostizierten Leistungsdaten, im Vergleich zu den Realdaten. Zur weiteren inhaltlichen Absicherung wird gegenüberstellend die Modellanpassung (*MAPE*) in dem der Prognose vorgeschalteten Kalibrierungszeitraum (Sim. TP-1) betrachtet. Um auch im Prognosezeitraum begründete Simulationsprobleme zu erschließen, wird zudem die, für den Prognosezeitraum erzielte, optimale „Best-Fit“ Modellkalibrierung (Sim. TP) vergleichend betrachtet.

³⁶ Die VP bzw. WP umfassen diesbezüglich die Trainingsperioden VP1 und VP2 bzw. WP1 und WP2.

8 Ergebnisdarstellung

Vor dem Hintergrund der trainingswissenschaftlichen Fragestellungen dieser Arbeit konzentrieren sich die Auswertungen auf die erhobenen prozessorientierten Trainings- und Leistungsdaten. Die Darstellung der Untersuchungsergebnisse erfolgt, in Abhängigkeit der durchgeführten Studien 1 und 2, getrennt voneinander. Einleitend erfolgt die deskriptive Darstellung der Trainings- und Leistungsdaten. Zur individuellen Einordnung der Leistungsdaten wird zunächst ein individuelles Leistungsprofil erstellt und abschließend die Leistungsentwicklung im Untersuchungszeitraum dargestellt. Anschließend werden die Wechselwirkungen zwischen Trainingsinput und Leistungsoutput, im Rahmen der simulativen Trainingswirkungsanalyse mit dem PerPot, näher beleuchtet. Der Fokus liegt dabei auf der Überprüfung der Modellstabilität, der Güte der Modellanpassung und der Prognosegenauigkeit des PerPot. Im Rahmen der simulativen Anwendung werden die Input-Output-Datensätze analysiert und in Bezug auf die Trainingsperiodisierung weiter ausdifferenziert. Gemäß des einzelfallanalytischen Untersuchungsansatzes werden die Studienergebnisse getrennt für die examinieren Straßenradsporthler vorgestellt.

8.1 Studie 1

8.1.1 Deskriptive Darstellung der Trainingsdaten

Zur Einordnung der Trainingsdaten wird zunächst die zugrunde liegende allgemeine Trainingsperiodisierung näher beleuchtet. Die Trainingspläne der untersuchten Probanden basierten auf einer, in vier Phasen gegliederten, zyklischen Trainingsperiodisierung, welche sich an der allgemeinen saisonalen Wettkampfstruktur im Straßenradsport ausrichtete. Hierbei wurde eine jeweils zweigeteilte Vorbereitungs- (VP) und Wettkampfperiode (WP) absolviert. Die Trainingsperiodisierung war bei den untersuchten Probanden nahezu zeitlich analog strukturiert.

Tab. 13. Allgemeine Trainingsperiodisierung der examinieren Probanden in Studie 1.

Trainingsperiode	Zeitraum
<u>Übergangsperiode (ÜP)</u> Saisonpause	Okttober – November
<u>Vorbereitungsperiode 1 (VP1)</u> Trainingseinstieg mit Schwerpunkt Grundlagenausdauertraining	November – Januar
<u>Vorbereitungsperiode 2 (VP2)</u> Umfangblock mit ersten wettkampfspezifischen Intensitäten	Februar – März/April
<u>Wettkampfperiode 1 (WP1)</u> Allgemeine Wettkampfvorbereitung und Testwettkämpfe	März/April – Mai
<u>Wettkampfperiode 2 (WP2)</u> Spezifische Wettkampfvorbereitung und Wettkampfperiode	Mai – Juli

Die individuellen Trainingspläne der Probanden differierten aufgrund der unterschiedlichen Wettkampfprogramme (in Abhängigkeit der Leistungsklasse) hinsichtlich der

absolvierten Trainingsumfänge und der inhaltlichen und methodischen Ausgestaltung.

Im Untersuchungszeitraum wurden von den Probanden fast ausschließlich radspezifische Trainingseinheiten absolviert. Anderweitige, regelmäßig wiederkehrende, sportartfremde Trainingsinterventionen im Bereich des Kraft- oder Konditionstrainings wurden nicht durchgeführt. Die weiteren Ergebnisdarstellungen in Studie 1, beziehen sich daher ausschließlich auf die radspezifischen Trainingsinterventionen der Probanden.

8.1.1.1 Proband S1

In der VP1 lag die Trainingshäufigkeit von S1 bei vier bis fünf Trainingseinheiten pro Woche mit einer wöchentlichen Trainingsdauer von 15 bis 20 Stunden. Der Trainingsschwerpunkt in dieser Trainingsperiode lag im Bereich des GA1- und K3-Trainings. Die GA1-Trainingseinheiten wurden in zwei- bis viertägigen Blöcken zusammengefasst und jeweils mit einem Ruhetag abgeschlossen. Das kraftausdauerorientierte Ergometertraining (K3) wurde einmal wöchentlich absolviert.

Den zentralen Trainingsblock in der VP2 bildete ein elftägiges Trainingslager vom 17.02. bis 27.02.2008 auf Mallorca. Die als Umfangtrainingslager geplante Maßnahme umfasste Trainingsinterventionen mit überlangen Trainingseinheiten im moderaten GA1-Bereich sowie erste wettkampfspezifische Intensitäten (GA2 und EB). Im weiteren Verlauf der VP2 wurden vermehrt intensive Intervalle an der individuellen anaeroben Schwelle, mit einer Intervalldauer von fünf bis 15 Minuten, in das Training integriert. In der VP2 wurden fünf bis sieben Trainingseinheiten pro Woche mit einem zeitlichen Aufwand von 20 bis 25 Wochenstunden umgesetzt.

Die WP1 umfasst erste Trainings- und Testwettkämpfe. Inhaltlich differierte das Training von den vorgeschalteten Trainingsperioden dahin gehend, dass mehrfach wöchentlich intensive Trainingseinheiten mit Intervallen im GA2-, EB- und SB-Bereich integriert wurden. Parallel dazu wurde weiterhin an zwei bis vier Trainingstagen pro Woche GA1-Training umgesetzt. Die Trainingshäufigkeit in der WP1 betrug fünf bis sieben Trainingseinheiten pro Woche mit einem wöchentlichen Zeitaufwand von 16 bis 22 Stunden.

Die WP2 wurde durch die Testwettkämpfe Rund um den Henninger Turm (01.05) und die bayerische Meisterschaft Straße (04.05.) eingeleitet. Kernelemente im Training bildeten spezifische Trainingsintervalle im Bereich der individuellen anaeroben Schwelle. In der unmittelbaren Vorbereitung auf die Saisonhöhepunkte Hochschul-Weltmeisterschaft (25.05.) und Internationale Bayern Rundfahrt (28.05.–01.06.) wurde eine einwöchige Tapering-Phase mit kurzen Trainingseinheiten bei mittlerer Intensität eingesetzt. Die WP2 umfasste vier bis sieben Trainingseinheiten pro Woche, mit einer Trainingsdauer von 18 bis 22 Wochenstunden. Den Abschluss der WP2 bildete eine einwöchige Trainingspause.

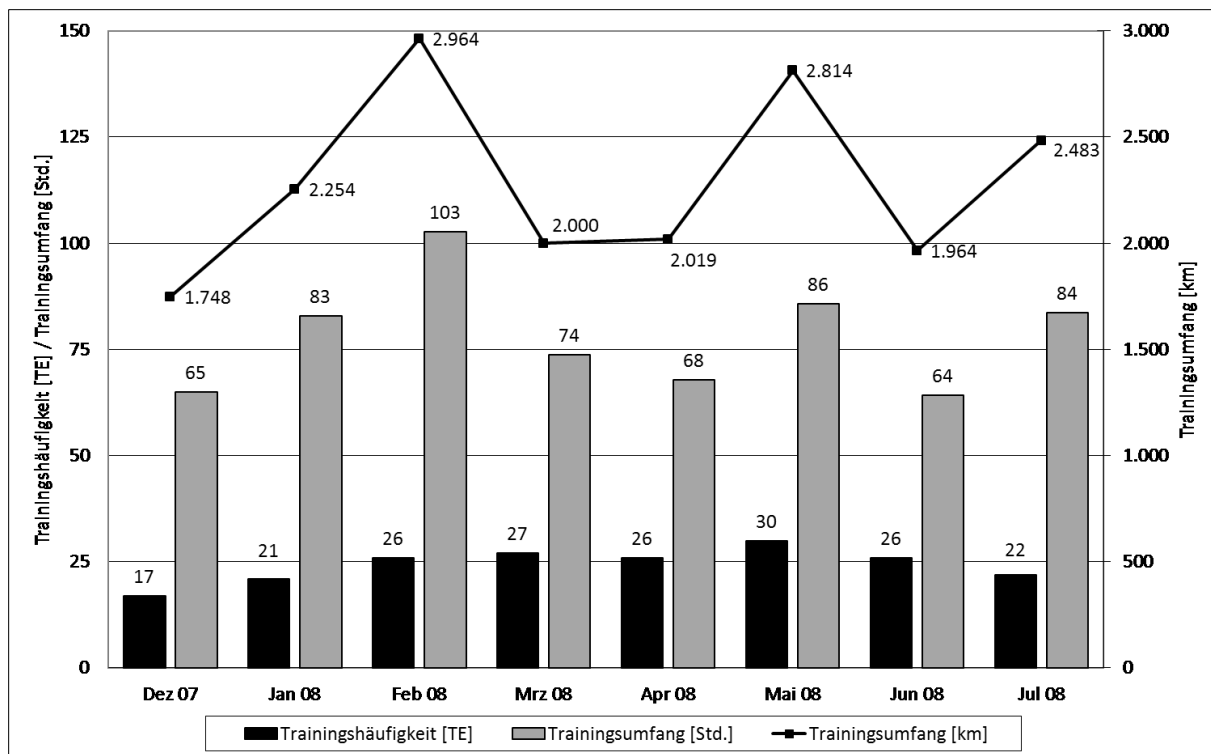


Abb. 9. Trainingshäufigkeit und Trainingsumfang des Radtrainings im relevanten Untersuchungszeitraum (S1).

8.1.1.2 Proband S2

In der VP1 trainierte S2 vorrangig im GA1-Bereich. Die Trainingseinheiten waren blockweise, an zwei bzw. drei aufeinanderfolgenden Trainingstagen, gruppiert. Bereits Anfang Dezember absolvierte S2 ein neuntägiges Umfangtrainingslager auf Mallorca. Auch hier wurde ausschließlich grundlagenorientiertes Training realisiert. In der VP1 wurden fünf bis sechs Trainingseinheiten pro Woche mit einem zeitlichen Aufwand von 13 bis 17 Wochenstunden umgesetzt.

In der VP2 wurden steigende Umfänge im GA1-Bereich trainiert. Kernelement dieser Trainingsperiode war das zweite, zweiwöchige Umfangtrainingslager auf Mallorca. Hier wurden neben überlangen GA1-Trainingseinheiten (> 6 Stunden) auch erste wettkampfspezifische Intensitäten und Kraftausdauereinheiten in das Training integriert. In der VP2 wurden vier bis sechs Trainingseinheiten pro Woche umgesetzt und dabei eine Trainingsdauer von 15 bis 22 Wochenstunden realisiert.

In der WP1 nahm S2 an ersten Trainingswettkämpfen teil. Im Training wurden zudem Einheiten zur Schulung der wettkampfspezifischen Ausdauer (aerob-anaerober Stoffwechsel) (Lindner, 2000) eingesetzt. Ein regelmäßiges stabilisierendes GA1-Training wurde auch in dieser Trainingsphase aufrechterhalten. Die Trainingshäufigkeit lag bei vier bis fünf Trainingseinheiten pro Woche mit einem Trainingsumfang von zehn bis 15 Wochenstunden.

Die WP2 beinhaltete verschiedene Haupt- und Trainingswettkämpfe sowie zahlreiche kurze und intensive Trainingseinheiten. Aufgrund eines beruflichen Wechsels auf

eine Ganztagsstelle konnten die geplanten Trainingseinheiten in der WP2 nicht vollständig umgesetzt werden. Die resultierende Trainingsreduktion spiegelt sich auch in den Trainingskennziffern, mit drei bis fünf Trainingseinheiten pro Woche und einer Trainingsdauer von sieben bis zwölf Wochenstunden, wider.

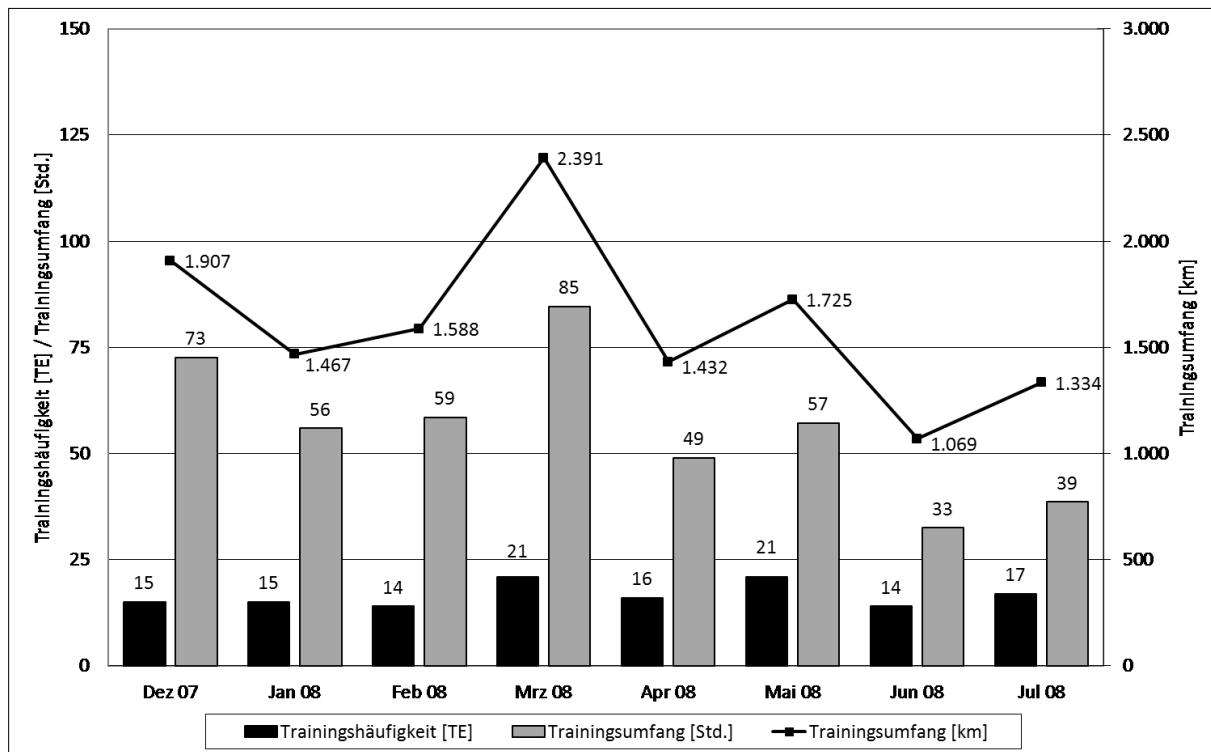


Abb. 10. Trainingshäufigkeit und Trainingsumfang des Radtrainings im relevanten Untersuchungszeitraum (S2).

8.1.1.3 Proband S3

Bei Studieneintritt hatte S3 bereits die VP1 abgeschlossen. Der Trainingsschwerpunkt in dieser Trainingsperiode lag bei GA1-Einheiten, welche vorrangig an den Wochenenden absolviert wurden. Die Trainingshäufigkeit in der VP1 lag bei drei bis vier Trainingseinheiten pro Woche (Trainingsumfang: 10–12 Wochenstunden).

In der VP2 wurden steigende Trainingsblöcke im GA1-Bereich geplant. Bedingt durch zeitliche Restriktionen (Ganztagsarbeitsstelle) konnte, speziell bei schlechter Witterung, der Trainingsplan nicht immer vollständig umgesetzt werden. Zentraler Baustein der VP2 war ein zweiwöchiges Trainingslager auf Mallorca. Hier wurden lange GA1-Trainingseinheiten und erste intensive, wettkampfspezifische Trainingsformen in das Training aufgenommen. In der VP2 wurden vier bis fünf Trainingseinheiten pro Woche, mit einer Trainingsdauer 15 bis 18 Wochenstunden, realisiert.

In der WP1 lag der Trainingsschwerpunkt auf einer Verbesserung der Leistungsfähigkeit im Bereich der individuellen anaeroben Schwelle. Ergänzend dazu wurden Trainingseinheiten zur Ausprägung spezieller Sprintfähigkeiten (K1) trainiert. In das Trainingsregime wurden auch erste Trainingswettkämpfe integriert. Unterbrochen

wurde die WP1 durch einen starken Virusinfekt (22.–28.05.). In der WP1 konnte S3 eine Trainingshäufigkeit von vier bis sechs Trainingseinheiten pro Woche und eine Trainingsdauer von zehn bis 14 Wochenstunden umsetzen.

Die WP2 umfasste eine Serie nationaler Rundstreckenrennen und Kriterien, welche als Zielwettkämpfe definiert wurden. Aufgrund des krankheitsbedingten Trainingsausfalls Ende Mai konnte das geplante Wettkampfprogramm in der WP2 nur teilweise realisiert werden. Die Trainingshäufigkeit in der WP2 betrug drei bis sechs Trainingseinheiten pro Woche mit einer Trainingsdauer von acht bis zwölf Wochenstunden.

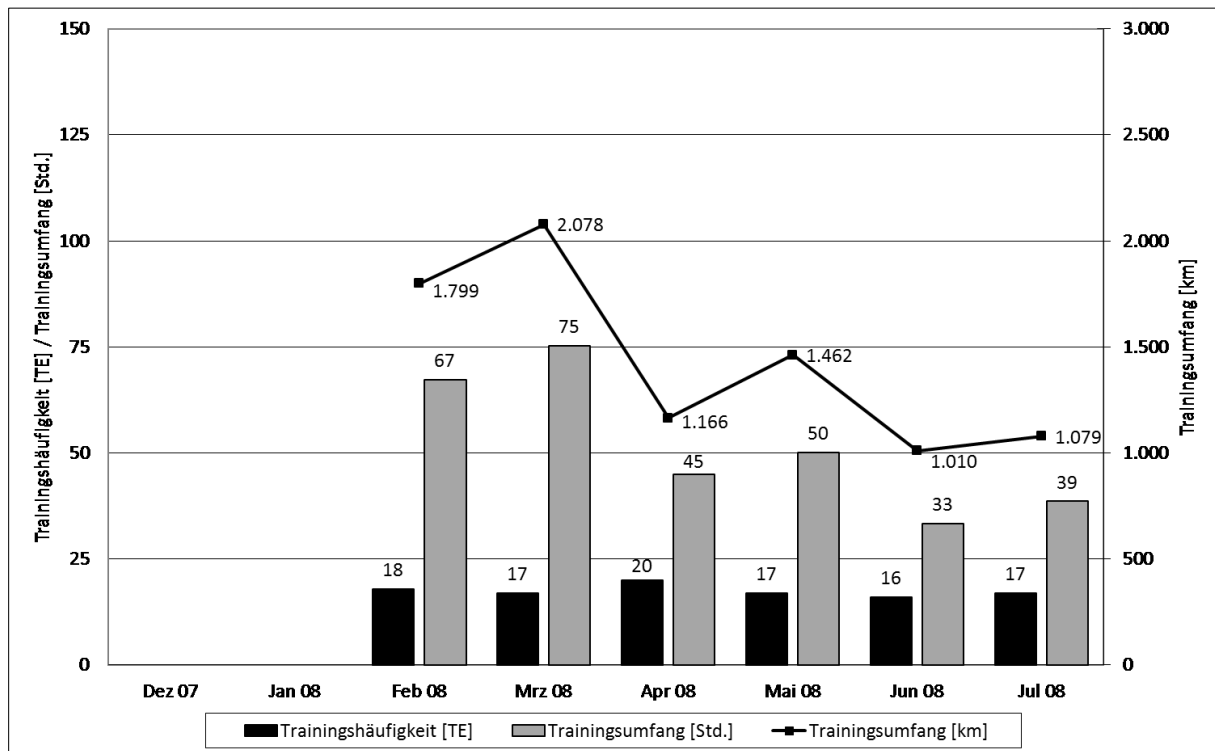


Abb. 11. Trainingshäufigkeit und Trainingsumfang des Radtrainings im relevanten Untersuchungszeitraum (S3).

8.1.2 Analyse des Leistungsprofils der Probanden

Zur besseren Beurteilung und differenzierten Einschätzung der, im Rahmen der leistungsdiagnostischen Testinterventionen, erhobenen Leistungskennziffern, soll zunächst das Leistungsprofil der untersuchten Probanden charakterisiert werden. Allen und Coggan (2010, 53ff.) beschreiben verschiedene spezifische Fahrertypen in Abhängigkeit des individuellen wattbasierten Leistungsprofils (Power Profile Chart) und klassifizieren die Straßenradsporler entsprechend ihrer, am aktuellen Körpergewicht relativierten Maximalleistung (W/kg). Zur Beurteilung der leistungsbestimmenden Faktoren neuromuskuläre Leistungsfähigkeit, anaerobe Kapazität, VO_{2max} und Laktatschwelle, selektieren die Autoren Maximalleistungen über 5 Sekunden, 1 Minute, 5 Minuten und 60 Minuten. Die im Betrachtungszeitraum erhobenen relativierten Leistungswerte können, für die jeweilige Zeitdauer, auf einer achtstufigen Skala leistungsspezifisch zugeordnet werden, wobei die höchste Leistungsstufe (Level 8) dem

Spitzenbereich im Profiradsport gleichzusetzen ist. Die weiteren nachfolgenden Leistungsstufen (Level 7 bis 1) sind in absteigender Reihenfolge: exceptional, excellent, very good, good, moderate, fair und untrained. Anhand der Leistungseinstufung der vier Kriteriumsleistungen ergibt sich für jeden StraßenradSPORTler ein charakteristisches individuelles Fähigkeitsprofil.

Zur Erstellung des individuellen Leistungsprofils der Probanden wurden die im Untersuchungszeitraum aufgezeichneten SRM (Fa. Schoberer Rad Messtechnik, Jülich, Deutschland) Trainings- und Wettkampfdaten auf die individuellen 5-Sekunden-, 1-Minute-, 5-Minuten- und 60-Minuten-Maximalleistungen untersucht und dem entsprechenden Power Profile Level auf der achtstufigen Skala zugeordnet. Die 60-Minuten-Bestwerte wurden nach Allen und Coggan (2010, 47) anhand der 20-Minuten-Maximalleistungen berechnet (95% Regel). Da es sich bei der Datenanalyse um nicht standardisierte Felddaten handelt, ist zu beachten, dass auch tatsächlich entsprechende All-Out-Leistungen über die relevanten Zeitspannen im Untersuchungszeitraum vorliegen, um aussagekräftige Ergebnisse zu erzielen. Aufgrund des leistungssportlichen Zugangs der Studie 1 liegen bei allen Probanden hinreichende Trainings- und Wettkampfdaten für die Power Profile Analyse vor.

Tab. 14 Übersicht der am aktuellen Körpergewicht relativierten 5-Sekunden-, 1-Minute-, 5-Minuten- und 20-Minuten-Maximalleistung im Untersuchungszeitraum sowie des zugehörigen Power Profile Levels (nach Allen & Coggan, 2010) der Probanden in Studie 1.

Proband	rel. PP [W/kg]				Power Profile Level			
	5 sec.	1 min.	5 min.	60 min.	5 sec.	1 min.	5 min.	60 min.
S1	16,73	9,67	6,13	4,92	4	6	6	6
S2	20,31	8,46	5,59	4,62	6	4	5	5
S3	17,14	7,73	5,24	4,25	4	3	5	5

Der Vergleich der relativen Maximalleistung zeigt deutliche Unterschiede bei den Probanden in Bezug auf das absolute Leistungsniveau und die Leistungsfähigkeit in den vier selektierten Zeitspannen (Leistungsprofil). Betrachtet man das absolute Leistungsniveau, so weisen S1 und S2 erwartungsgemäß eine deutlich höhere Leistungsfähigkeit auf, als der AmateursPORTler S3.

Die Analyse des individuellen Leistungsprofils (Power Profile Level) von S1 zeigt ein rechtsverschobenes Leistungsprofil, welches idealtypisch für Zeitfahrer, Bergspezialisten und tempofeste Fahrer steht (vgl. Allen & Coggan, 2010, 59f.). Insbesondere die intraindividuell vergleichsweise geringe neuromuskuläre Leistungsfähigkeit zeigt, dass S1 primär auf topografisch selektiven Rennstrecken oder bei Zeitfahrdisziplinen seine Fähigkeiten ausspielen kann.

Für S2 ergibt sich ein links verschobenes Leistungsprofil mit einer überproportional starken 5-Sekunden-Leistungsfähigkeit, welche für eine gute neuromuskuläre Kapazität spricht. Interessant ist der für einen klassischen Sprinter untypische, Einbruch bei den 1-Minuten-Werten (anaerobe Kapazität). Die 5- und 60-Minuten-Leistungswerte zeugen von einer guten spezifischen Anpassung (vgl. Allen & Coggan, 2010, 59). Die Leistungsdaten deuten darauf hin, dass S2 insbesondere für topografisch leichte und mittelschwere Wettkampfstrecken über optimale Voraussetzungen ver-

fügt. Die hohen 5-Sekunden-Leistungswerte zeugen von einem starken Antritt, welcher insbesondere bei kurvenreichen Zielfahrten ergebnisrelevant ist.

S3 zeigt ein rechtsverschobenes Leistungsprofil mit einem Einbruch im Bereich der 1-Minuten-Leistung. Die guten 5- und 60-Minuten-Leistungswerte sprechen für eine individuelle Stärke im Bereich der VO_{2max} und der Laktatschwelle. Das Leistungsprofil deutet auf einen tempofesten Fahrer und Zeitfahrer hin. Bezogen auf diesen Fahrertyp weist S3 eine gute 5-Sekunden-Maximalleistung auf (vgl. Allen & Coggan, 2010, 59f.).

Die Ergebnisse aus der Analyse der Leistungsprofile der Probanden liefern ein differenziertes Bild über das individuelle Fähigkeitsprofil. Die gewonnen Erkenntnisse stehen im Einklang mit den, aus individuellen Wettkampferfahrungen abgeleiteten, jeweiligen persönlichen Stärken und Schwächen (vgl. Kapitel 7.1.1).

Abschließend sei an dieser Stelle darauf hingewiesen, dass beim Vergleich der Leistungsdaten der Power Profile Analyse, mit den, im Rahmen der Studie 1, leistungsdiagnostisch erhobenen Testwerten, zu beachten ist, dass Erstgenannte auf Realdaten aus Training und Wettkampf basieren und Letztgenannte unter Laborbedingungen (Ergometer, sitzende Position, etc.) realisiert wurden.

8.1.3 Deskriptive Darstellung der Leistungsdaten

Im Folgenden wird der zeitliche Verlauf der im Untersuchungszeitraum leistungsdiagnostisch erhobenen Leistungskennziffern der Probanden näher charakterisiert. Die strukturelle Verlaufsanalyse gibt Aufschlüsse über die trainingsinduzierte Leistungsentwicklung (Trainingsadaptation). Als Leistungskennziffern wurde die mechanische Arbeit in kJ bis zur Ausbelastung (Energy Expenditure, EE) beim rampenförmigen Belastungstest (RBT) sowie die Peak Power (P_{max}) in Watt beim All-Out-Sprinttest (AOST) definiert (vgl. Kapitel 7.1.3).

Da nicht im Training (Input) begründete Leistungsvariationen (Output) in simulativen Ungenauigkeiten in der Modellanpassung resultieren, ist speziell im Hinblick auf die weitere Datenverarbeitung mit der PerPot-Simulationssoftware eine kausal schlüssige Verbindung zwischen Trainingsinput und Leistungsoutput von elementarer Bedeutung, um präzise Ergebnisse zu erzielen. Im Vorfeld der Datenanalyse wurden die Datenreihen des Leistungsoutputs (RBT und AOST) daher zunächst anhand der Trainingsprotokolle und des Feedbacks der Probanden um Messwerte bereinigt, deren Leistungsveränderungen nicht primär auf trainingsinduzierte Adaptationsprozesse zurückzuführen sind (z.B. krankheitsbedingte Leistungswerte, Ausfälle durch technische Testabbrüche, etc.).

Tab. 15. *Dauer des Untersuchungszeitraums in Tagen und Anzahl der absolvierten, gelöschten und für die PerPot-Simulation verwendeten Testleistungen im RBT und AOST nach Probanden³⁷ in Studie 1.*

Proband	Untersuchungszeitraum in Tagen	Anzahl der Testwerte Leistungoutput RBT / AOST		
		Gesamt	Gelöscht	Simulation
S1	211	46 / 46	3 / 3	43 / 43
S2	246	56 / 56	2 / 2	54 / 54
S3	181	38 / 38	3 / 0	35 / 38

Die eingesetzten Testverfahren wurden zur interpretativen Absicherung der Messergebnisse in einem ersten Schritt mit den Ergebnissen der flankierend durchgeführten statusdiagnostischen Untersuchungen sowie der individuellen Leistungsprofilanalysen verprobt. Die im AOST abgegriffenen Bestleistungen im Untersuchungszeitraum konnten anhand der auf Trainings- und Wettkampfdaten basierenden Leistungsprofilanalyse (vgl. Kapitel 8.1.2) bestätigt werden. Differenzen resultieren hier primär aus den unterschiedlichen Settings (Labor versus Feld). Auch die Leistungsentwicklungen im RBT konnten anhand den vorliegenden statusdiagnostischen Untersuchungen bekräftigt werden. Hier zeigten sich gute Übereinstimmungen zwischen den Ausbelastungsleistungen in der Statusdiagnostik (Max.[W]) und den zum jeweiligen Testzeitpunkt vorliegenden Testleistungen im RBT [kJ].

Tab. 16. *Auswertung der statusdiagnostischen Laboruntersuchungen und Gegenüberstellung der Testleistungen im RBT [kJ] bzw. AOST [W] zum jeweiligen Testzeitpunkt in Studie 1 (IANS: Individuelle anaerobe Schwelle nach Dickhuth et al. (1991); Max.[W]: Ausbelastungsleistung).*

Proband	Datum	2mmol [W]	4mmol [W]	6mmol [W]	IANS [W]	Max. [W]	RBT [kJ]	AOST [W]
S1	20.11.2007	332,1	390,1	-	346,5	417,0	113,9	1034,6
S1	28.01.2008	317,3	367,5	452,0	346,9	484,0	156,5	1172,5
S1	06.08.2008	325,6	393,2	413,3	339,1	484,0	142,2	1154,6
S2	20.11.2007	219,4	270,9	309,4	232,4	350,0	76,2	1276,6
S2	28.01.2008	298,5	325,6	346,0	310,3	384,0	103,7	1285,4
S2	06.08.2008	266,5	313,1	338,5	293,0	350,0	83,4	1311,1
S3	28.01.2008	334,2	358,7	371,9	354,0	417,0	117,3	1274,3
S3	08.09.2008	281,9	335,6	361,7	313,7	417,0	117,5	1254,8

Ergänzend zu den eingangs dargestellten empirischen Befunden der eingesetzten Testverfahren RBT und AOST (vgl. Kapitel 7.1.3) bestätigen somit auch die studienintern, flankierend durchgeführten Leistungsanalysen aus qualitativer Sicht deren inhaltliche und sportartspezifische Validität.

Die nachfolgende deskriptive Darstellung der Leistungsdaten erfolgt getrennt für jeden Probanden. In den verlaufsanalytischen Darstellungen wird hierzu zum besseren Verständnis der zugehörige Trainingsinput in Form des beanspruchungsbasierten TRIMP (vgl. Kapitel 7.1.2) exemplarisch gegenübergestellt.

³⁷ Proband S1 nahm 246 Tage an der Untersuchung teil. Aufgrund der individuellen Trainingsperiodisierung endete die WP2 aber bereits mit dem Datensatz 211, sodass nur diese Werte in der Auswertung berücksichtigt wurden.

8.1.3.1 Proband S1

Die Analyse des absoluten und am Körpergewicht relativierten *Leistungsverlaufs im RBT* ergibt eine etwas positivere Leistungsentwicklung für die relativen Werte. Dies liegt in der Tatsache begründet, dass das Gewicht von S1 im Untersuchungszeitraum einer deutlichen Schwankungsbreite unterworfen war. Bezogen auf das Ausgangsgewicht von 84,0 kg beträgt die maximale Gewichtsreduktion 12 Prozent. In der typischen Verlaufscharakteristik der beiden Leistungskurven ergeben sich hierdurch jedoch keine nennenswerten Differenzen.

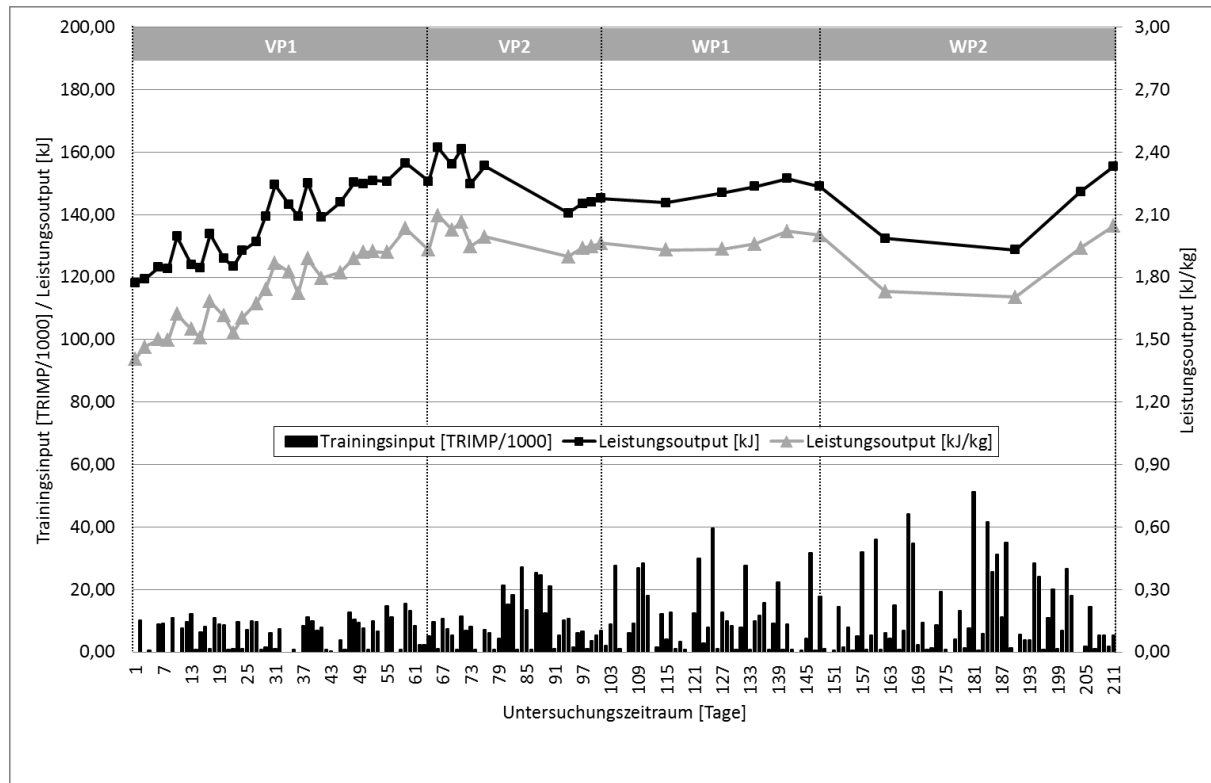


Abb. 12. Entwicklung der Testleistungen im RBT in [kJ] und [kJ/kg] im Untersuchungszeitraum (S1).

Die strukturelle Untersuchung der VP1 zeigt eine trainingsinduziert positive, wellenförmige Leistungsentwicklung. In Relation zum Ausgangsniveau von 118,2 kJ zu Studienbeginn konnte in der VP1 eine Leistungssteigerung von 32,4 Prozent auf maximal 156,5 kJ erreicht werden.

In der VP2 kommt es zu Beginn zu einer weiteren Leistungssteigerung bis auf maximal 161,4 kJ. In der Folge führt das Trainingslager, bedingt durch erhöhte Trainingsumfänge und Intensitätsspitzen, zu einer Leistungsreduktion im Bereich von 145,2 kJ am Ende der VP2. Dies ist gleichbedeutend mit einer Leistungsminderung von 10,1 Prozent, bezogen auf die Bestleistung zu Beginn der VP2.

In der WP1 führen die ersten Trainingswettkämpfe und intensive Trainingseinheiten zu einer leichten Leistungssteigerung. Der Höchstwert der WP1 liegt bei 151,5 kJ, was einer Leistungsverbesserung von 4,3 Prozent, bezogen auf den Endwert der VP2, entspricht.

Zu Beginn der WP2 kommt es, in der Folge intensiver Trainingseinheiten und Testwettkämpfe, zu einer kontinuierlichen Leistungsreduktion bis auf 128,7 kJ. In der unmittelbaren Wettkampfvorbereitung führt die Tapering-Phase zu einer finalen Leistungssteigerung bis 155,4 kJ am Ende der WP2, was einer Leistungssteigerung von 31,5 Prozent gegenüber dem Ausgangswert zu Studienbeginn entspricht. Damit bleibt der Höchstwert der WP2 knapp unter den im Saisonverlauf erreichten Bestwerten aus der VP2.

Der *Leistungsverlauf im AOST* zeigt für die absolute und am Körpergewicht relativierte P_{\max} strukturell keine nennenswerten Differenzen. Aufgrund der Gewichtsreduktion von S1 im Untersuchungszeitraum nimmt die am Körpergewicht relativierte Leistungskurve jedoch einen etwas positiveren Verlauf.

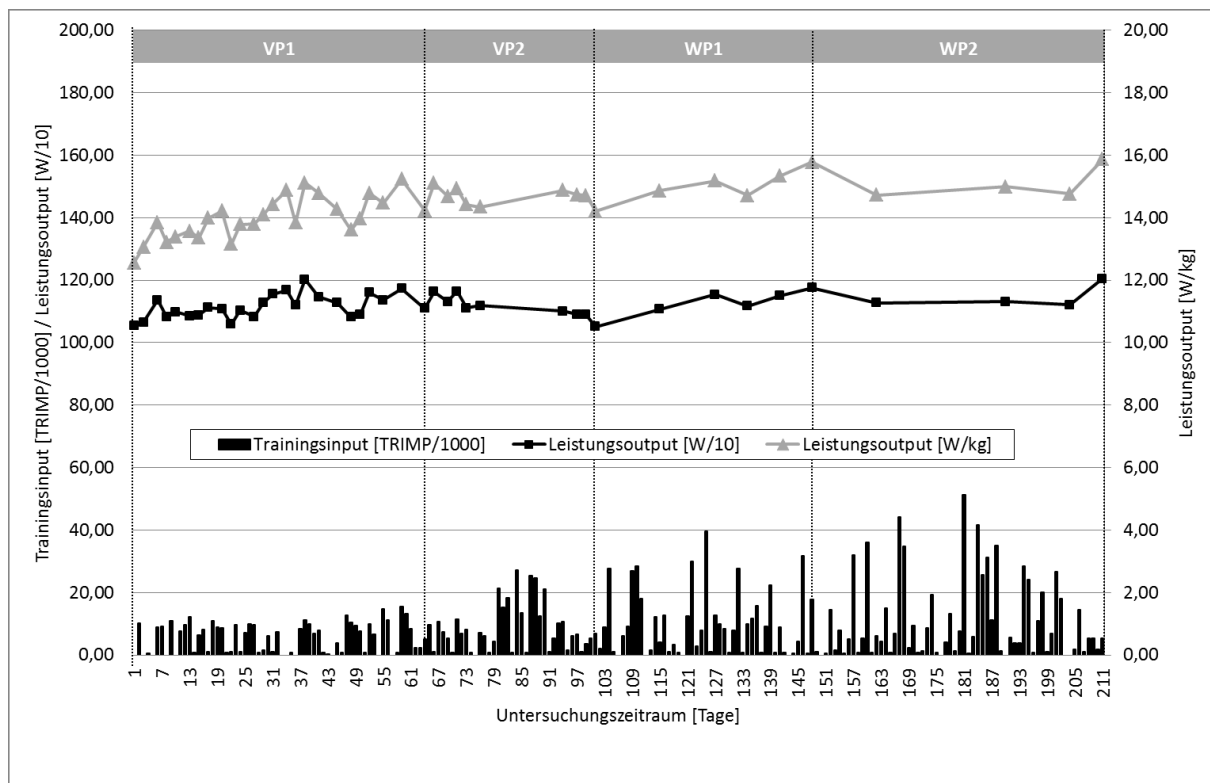


Abb. 13. Entwicklung der Testleistungen im AOST in [W/10] und [W/kg] im Untersuchungszeitraum (S1).

Betrachtet man die am aktuellen Körpergewicht relativierten Leistungswerte, so erzielt S1 am Ende der WP2 mit 15,9 W/kg den höchsten Leistungsoutput. Die im Rahmen der Testroutine abgegriffene (sitzend gemessene), relative 1-Sekunden-Maximalleistung lässt sich anhand des Power Profile Charts nach Allen und Coggan (2010, 54), leistungsspezifisch grob einordnen. Bei der Gegenüberstellung mit den, von den Autoren beschriebenen, leistungskategoriebezogenen Bestwerten über fünf Sekunden, entspricht die Maximalleistung von S1 der Einstufung „good“. Die Testergebnisse sind damit im Konsens mit den Wettkampferfahrungen (vgl. Kapitel 7.1.1) und dem sportlerbezogenen Leistungsprofil (vgl. Kapitel 8.1.2).

In der VP1 steigt die Leistung zunächst kontinuierlich an und erreicht einen Höchstwert von 1201,6 Watt. Die Leistungssteigerung in der VP1 beträgt 13,9 Prozent. In

der VP2 kommt es, in der Folge des Trainingslagers, zu einem kontinuierlichen Leistungsrückgang mit einem Tiefstwert von 1051,3 Watt am Ende dieser Trainingsperiode. Damit liegt der Endwert der VP2 unter dem Ausgangsniveau zu Studienbeginn. In der WP1 steigt die Leistung wieder stufenförmig bis auf 1174,9 Watt an. Nach einer erneuten Leistungsreduktion zu Beginn der WP2 erreicht die Leistungskurve mit 1205,1 Watt, in der Tapering-Phase am Ende der WP2, ihren absolut höchsten Wert. In Relation zur Ausgangsleistung zu Studienbeginn entspricht dies einer Leistungssteigerung von 14,2 Prozent.

Nachfolgende Tabelle zeigt zusammenfassend den mittleren Leistungsoutput im RBT und AOST in Bezug auf die jeweilige Trainingsperiode:

Tab. 17. Trainingsperiodenbezogener mittlerer Leistungsoutput im RBT in [kJ] und [kJ/kg] sowie im AOST in [W] und [W/kg] von S1 (N: Anzahl der Testleistungen; EE: Energy Expenditure; P_{max.}: Peak Power; M: arithmetischer Mittelwert; SD: Standardabweichung).

Trainingsperiode	RBT				AOST			
	EE [kJ]		rel. EE [kJ/kg]		P _{max.} [W]		rel. P _{max.} [W/kg]	
	M	SD	M	SD	M	SD	M	SD
VP1 (N=25)	136,8	12,2	1,72	0,18	1114,6	38,0	14,0	0,67
VP2 (N=10)	150,8	7,5	1,98	0,06	1112,7	34,2	14,6	0,31
WP1 (N=6)	147,6	2,8	1,97	0,04	1125,7	44,1	15,0	0,54
WP2 (N=5)	142,6	11,5	1,88	0,16	1151,9	36,6	15,2	0,55

Betrachtet man die mittleren Leistungswerte, so zeigt sich für den RBT sowohl in den Absolutwerten als auch in der relativen Leistung eine starke Leistungssteigerung von VP1 zu VP2. In der WP1 und WP2 werden im Mittel die Werte aus der VP2 nicht mehr erreicht und die Leistung stagniert auf reduziertem Niveau.

Für die mittleren Leistungswerte im AOST ergibt sich ein etwas differierendes Bild. Die Absolutwerte bleiben in der VP1 und VP2 im Mittel konstant und erreichen in der WP1 und WP2 jeweils neue Bestwerte. Die am Körpergewicht relativierten mittleren Leistungswerte steigen in den vier aufeinanderfolgenden Trainingsperioden kontinuierlich an und erreichen ebenfalls in der WP2 ihren Höchstwert. Im Vergleich zu den Absolutwerten ist speziell der Leistungssprung von der VP1 zur VP2 auffällig. Dieser lässt sich auf die Gewichtsreduktion von S1 zurückführen.

8.1.3.2 Proband S2

Die strukturelle Analyse des *Leistungsverlaufs beim RBT* zeigt für S2 beim Vergleich der absoluten und am Körpergewicht relativierten Leistungskurve aufgrund der geringen gewichtsbezogenen Varianz im saisonalen Verlauf ($66,2 \pm 1,1$ kg) keine nennenswerten Unterschiede.

In der VP1 steigt der Leistungsoutput im RBT, von anfänglich 72,2 kJ, bis auf den Höchstwert von 103,7 kJ gegen Ende der Trainingsperiode an. Dies entspricht einem Leistungszuwachs von 43,6 Prozent in Bezug auf den Ausgangswert.

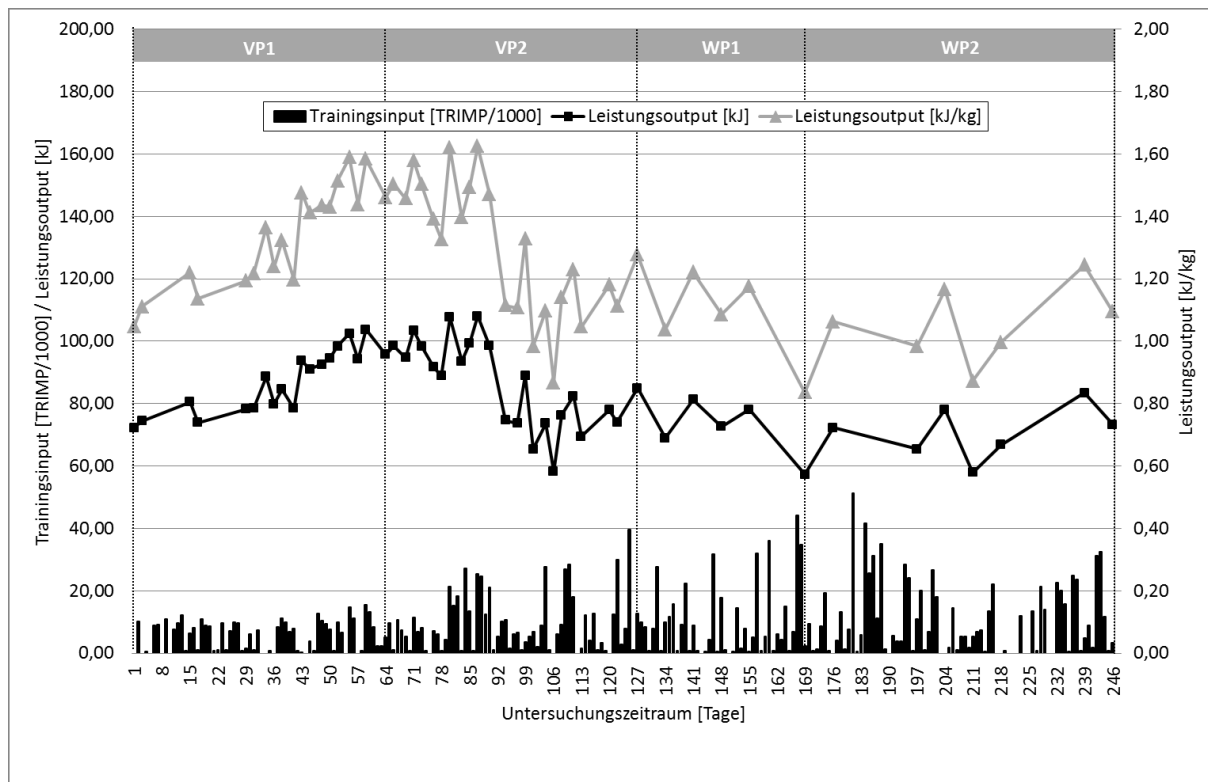


Abb. 14. Entwicklung der Testleistungen im RBT in [kJ] und [kJ/kg] im Untersuchungszeitraum (S2).

In der VP2 setzt sich der positive Aufwärtstrend zunächst fort und erreicht mit 108,0 kJ in der ersten Hälfte der VP2 den absoluten Höchstwert. Bezogen auf den Studienbeginn entspricht dies einer Leistungsentwicklung von 49,6 Prozent. In der Folge kommt es während und nach dem zweiwöchigen Trainingslager zu einem massiven Leistungseinbruch und einer gesteigerten Variabilität der Testleistungen. Im Minimum sinkt der Leistungoutput bis auf 58,1 kJ, noch unter die Ausgangswerte der VP1, ab und erreicht am Ende der VP2 einen Wert von 84,9 kJ. Dies entspricht einem Leistungsrückgang von 21,4 Prozent, bezogen auf den Höchstwert aus der VP2.

In der WP1 stabilisiert sich das Leistungsniveau zunächst im Bereich um 80 kJ, bevor am Ende der Trainingsperiode mit 57,3 kJ der tiefste Wert, während des kompletten Messzeitraums, erreicht wird. Die WP1 ist geprägt durch zahlreiche intensive Trainings- und Testwettkämpfe mit punktuellen Belastungsspitzen. Dies spiegelt sich auch im unsteten Verlauf des trainingstageweisen TRIMP wider.

In der WP2 steigt der Leistungoutput wieder an und erreicht am vorletzten Testtag mit 83,4 kJ das periodenbezogene Maximum. Dies entspricht einer Leistungssteigerung von 15,5 Prozent in Relation zum Ausgangswert zu Studienbeginn. In den Testleistungen ist während dieser Trainingsphase eine erhöhte Varianz zwischen den einzelnen Testtagen festzustellen.

Der *Leistungoutput im AOST* zeigt in den Absolutwerten und den am Körpergewicht relativierten Werten einen identischen strukturellen Verlauf, was sich anhand der geringen saisonalen gewichtsbezogenen Schwankung von S2 begründen lässt.

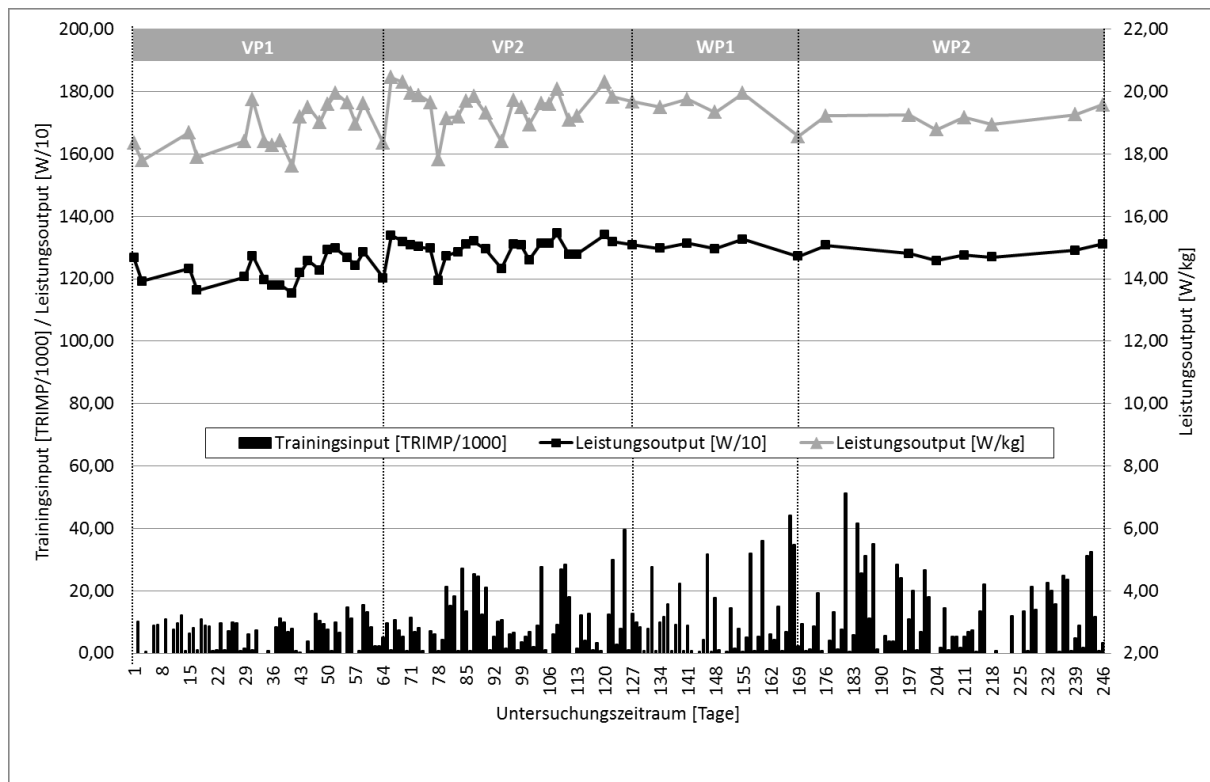


Abb. 15. Entwicklung der Testleistungen im AOST in [W/10] und [W/kg] im Untersuchungszeitraum (S2).

Über den kompletten Messzeitraum bewegt sich die absolute und relative Peak Power auf einem konstant hohen Niveau und weist, im Vergleich zum Leistungsoutput im RBT, eine geringe testtageweise Variabilität auf. Insbesondere in der WP ist eine hohe Konstanz der Messwerte zu verzeichnen. Bemerkenswert ist darüber hinaus, dass es beim AOST in der Folge des Trainingslagers im Gegensatz zum RBT zu keinem langfristigen Leistungseinbruch kommt, sondern die Testleistungen einen konträren, tendenziell positiven Verlauf nehmen.

Betrachtet man die am aktuellen Körpergewicht relativierten Leistungswerte, so wird das Leistungsmaximum mit 20,4 W/kg bereits zu Beginn der VP2 erreicht (Ausgangsleistung 18,4 W/kg). Zur groben leistungsspezifischen Einordnung dieser 1-Sekunden-Maximalleistung (sitzend gemessen), wird ein Vergleich mit den leistungskategoriebezogenen 5-Sekunden-Bestleistungen (Power Profile Chart), nach Allen und Coggan (2010, 54), herangezogen. Auf der achtstufigen Skala entspricht der maximale relative Leistungswert von S2 der Einstufung „Excellent“. Die Testergebnisse im AOST bestätigen damit das persönliche Leistungsprofil (vgl. Kapitel 8.1.2) und die wettkampfspezifischen Erfahrungen (vgl. Kapitel 7.1.1).

Die absolute Maximalleistung im AOST wird ebenfalls in der VP2 erzielt und liegt bei 1345,5 Watt. In Bezug zur Ausgangsleistung von 1266,1 Watt zum Untersuchungsbeginn bedeutet dies eine Leistungsverbesserung um 6,3 Prozent.

Zusammenfassend lässt sich der mittlere Leistungsoutput im RBT und AOST in Bezug auf die jeweiligen Trainingsperioden wie folgt darstellen:

Tab. 18. Trainingsperiodenbezogener mittlerer Leistungsoutput im RBT in [kJ] und [kJ/kg] sowie im AOST in [W] und [W/kg] von S2 (N: Anzahl der Testleistungen; EE: Energy Expenditure; P_{max}: Peak Power; M: arithmetischer Mittelwert; SD: Standardabweichung).

Trainingsperiode	RBT				AOST			
	EE [kJ]		rel. EE [kJ/kg]		P _{max} [W]		rel. P _{max} [W/kg]	
	M	SD	M	SD	M	SD	M	SD
VP1 (N=19)	87,1	10,0	1,34	0,16	1227,9	45,0	18,81	0,72
VP2 (N=24)	86,6	13,8	1,30	0,21	1293,7	39,0	19,48	0,64
WP1 (N=6)	73,9	10,0	1,11	0,16	1301,8	18,6	19,46	0,49
WP2 (N=8)	69,3	9,2	1,03	0,14	1282,8	18,7	19,09	0,32

Der im RBT erzielte Leistungsoutput zeigt sowohl für die Absolutwerte als auch für die am Körpergewicht relativierten Werte, im trainingsperiodenbezogenen Mittel einen negativen Verlauf über den gesamten Untersuchungszeitraum.

Die mittlere Peak Power der Trainingsperioden zeigt bei den Absolutwerten von der VP1 bis zur WP1 eine positive Leistungsentwicklung. Auch die mittleren Werte der WP2 liegen deutlich über den mittleren Ausgangswerten der VP1. Die am Körpergewicht relativierte Peak Power zeigt ein ähnliches Bild. Lediglich in der WP1 kommt es im Gegensatz zu den Absolutwerten im Mittel zu keiner weiteren Leistungssteigerung, da die Werte auf dem Niveau der VP2 stagnieren.

8.1.3.3 Proband S3

Bedingt durch den späteren Einstieg in die Studie umfassen die Trainings- und Leistungsdaten von S3 nur den Zeitraum von der VP2 bis zur WP2.

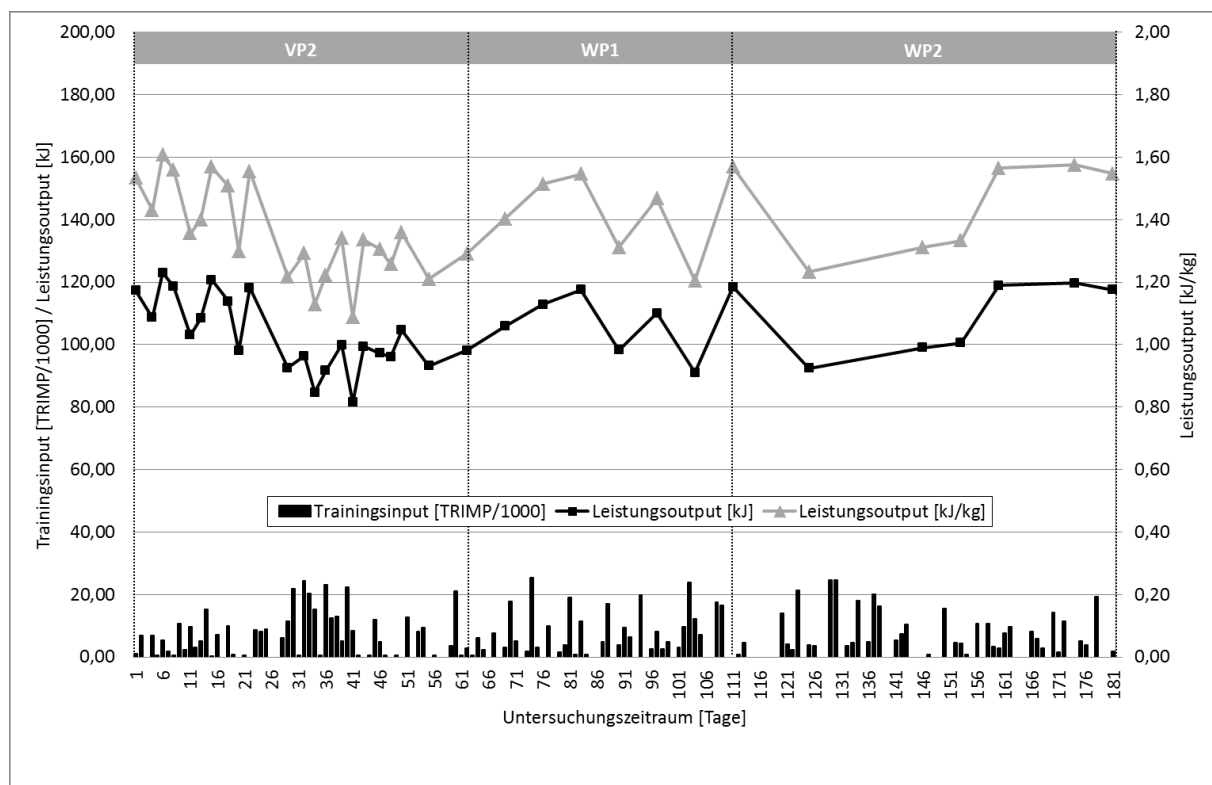


Abb. 16. Entwicklung der Testleistungen im RBT in [kJ] und [kJ/kg] im Untersuchungszeitraum (S3).

Vergleicht man den absoluten und den am Körpergewicht relativierten *Leistungsoutput im RBT*, so ergeben sich im Untersuchungszeitraum aufgrund der geringen Gewichtsschwankungen von S3 ($75,7 \pm 0,8$ kg) keine nennenswerten Differenzen.

Beim Einstieg in die Untersuchung erzielte S3 als Startwert der VP2 einen Leistungsoutput im RBT von 117,3 kJ. Mit Beginn des Trainingslagers brachen die Testwerte stark ein und erreichten gegen dessen Ende einen Tiefstwert von 81,5 kJ. Dies entspricht einer Leistungseinbuße von 30,5 Prozent. Zum Ende der VP2 stabilisierte sich das Leistungsniveau auf 98,1 kJ. Bereits am dritten Testtag der VP2 erreichte S3 mit 123,0 kJ den höchsten Testwert im gesamten Untersuchungszeitraum.

In der WP1 stieg die Leistung bis zur Mitte der Trainingsperiode kontinuierlich bis auf 117,5 kJ an. Die zweite Hälfte der WP1 war geprägt durch eine hohe Varianz der Testleistungen, mit einem Minimum von 90,0 kJ und einem Maximum von 118,5 kJ zum Ende der Trainingsperiode. In der WP2 sank die Testleistung zum Periodenbeginn zunächst auf 92,4 kJ ab, bevor ein erneuter Leistungsanstieg in den Bereich der Höchstwerte aus der VP2 zu verzeichnen war. Mit 119,7 kJ erzielte S3 gegen Ende der WP2 den höchsten Testwert dieser Trainingsperiode. Dies entspricht einer Leistungssteigerung von 2,1 Prozent in Bezug zur Ausgangsleistung der VP2.

Die Absolutwerte und die am aktuellen Körpergewicht relativierten *Leistungswerte im AOST* verlaufen aufgrund der geringen Schwankungsbreite des Körpergewichts von S3 nahezu analog. Strukturell ist für S3 eine hohe Übereinstimmung im Leistungsverlauf des AOST und des RBT festzustellen.

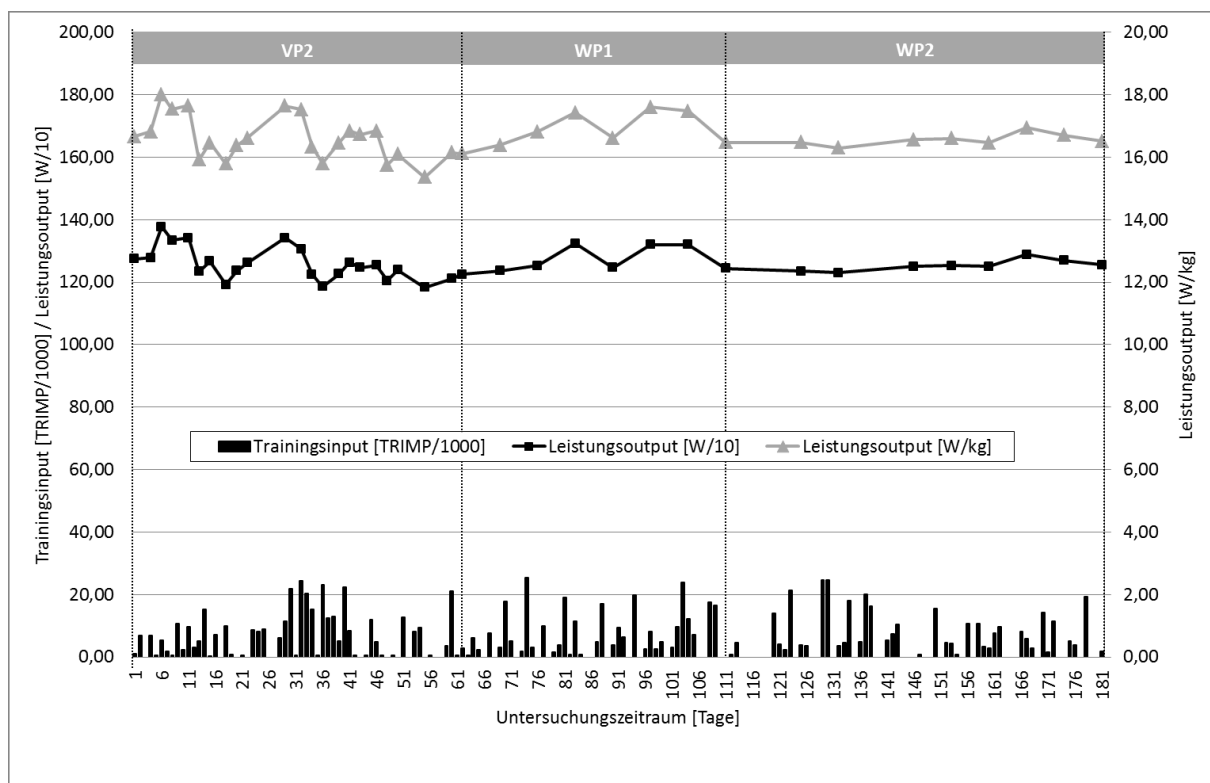


Abb. 17. Entwicklung der Testleistungen im AOST in [W/10] und [W/kg] im Untersuchungszeitraum (S3).

Die maximale am Körpergewicht relativierte Leistung erzielt S3 mit 18,0 W/kg bereits am dritten Testtag. Vergleicht man diesen, sitzend gemessenen, maximalen 1-Sekunden-Leistungswert mit den leistungskategoriebezogenen 5-Sekunden-Bestwerten nach Allen und Coggan (2010, 54), so entspricht dies der Einstufung „very good“. Die Testergebnisse bestätigen damit das individuelle Leistungsprofil (vgl. Kapitel 8.1.2) und die Wettkampferfahrungen von S3 (vgl. Kapitel 7.1.1).

Die Startleistung zu Beginn des Messzeitraums (VP2) beträgt 1274,3 Watt. Analog zur relativierten Leistung erzielt S3 auch bei den Absolutwerten bereits am dritten Testtag mit 1377,4 Watt den höchsten Testwert im gesamten Untersuchungszeitraum. In der Folge kommt es zu einem wellenförmigen Abwärtstrend in den Testergebnissen. Als Tiefstwert wird in der Folge des Trainingslagers ein Leistungsoutput von 1182,6 Watt verzeichnet. Am Ende der VP2 stabilisieren sich die Testergebnisse und es wird ein Schlusswert von 1225,1 Watt erreicht.

In der WP1 steigt die Peak Power zunächst bis auf maximal 1324,3 Watt zur Periodenmitte an. In der Folge schwankt die Leistungskurve unterhalb dieses Niveaus und sinkt bis zum Ende der Trainingsperiode wieder auf 1243,3 Watt ab. In Relation zum Studienbeginn bedeutet dies einen Leistungsrückgang von 2,4 Prozent zum Ende der WP1. In der WP2 verläuft die Leistungskurve im AOST fast auf identischem Niveau und weist nur eine geringe testtageweise Streuung auf. Der Höchstwert der WP2 beträgt 1287,9 Watt und liegt somit knapp über dem Ausgangswert der VP2 (Leistungssteigerung 1,1 Prozent).

Zusammenfassend ergibt sich für die mittleren trainingsperiodenbezogenen Leistungswerte im RBT und AOST folgendes Bild:

Tab. 19. Trainingsperiodenbezogener mittlerer Leistungsoutput im RBT in [kJ] und [kJ/kg] sowie im AOST in [W] und [W/kg] von S3 (N: Anzahl der Testleistungen; EE: Energy Expenditure; P_{max.}: Peak Power; M: arithmetischer Mittelwert; SD: Standardabweichung).

Trainingsperiode	RBT					AOST				
	N	EE [kJ]		rel. EE [kJ/kg]		N	P _{max.} [W]		rel. P _{max.} [W/kg]	
		M	SD	M	SD		M	SD	M	SD
VP2	22	103,0	11,8	1,36	0,15	23	1256,6	53,1	16,58	0,71
WP1	8	106,5	10,0	1,41	0,13	8	1271,0	42,4	16,86	0,57
WP2	7	109,5	11,7	1,45	0,15	9	1252,7	17,4	16,56	0,18

Die Entwicklung des mittleren Leistungsoutputs im RBT über die einzelnen Trainingsperioden zeigt einen positiven Trend sowohl bei den absoluten als auch bei den am Körpergewicht relativierten Werten. Die absolute und relative periodenbezogene Peak Power im AOST weist in der WP1 den höchsten Leistungswert auf. Die Durchschnittswerte in der VP2 und WP2 liegen rund 2 Prozent unter dem Niveau der WP1.

8.1.4 Zusammenfassende Darstellung der Leistungsentwicklungen

Im Hinblick auf die Beurteilung der PerPot-Simulationen werden die originären Leistungsdaten genauer beleuchtet. Im Fokus stehen dabei die Leistungsfluktuation und die individuelle globale Leistungsentwicklung. Dies geschieht vor dem Hintergrund

einer differenzierten Bewertung der Güte der Modellanpassung im Rahmen der simulativen Anwendung, insbesondere der Einschätzung des modellbedingten Simulationsfehlers (*MAPE*) zwischen Real- und Simulationsdaten. Die Quantifikation der Leistungsschwankungen der in Studie 1 erhobenen Leistungskennziffern erfolgt anhand der prozentualen Leistungsveränderung von Testleistung zu Testleistung. Hierbei ergeben sich in Abhängigkeit der eingesetzten Testfahren nachfolgende Lokalisations- und Dispersionswerte für die Probanden:

Tab. 20. Lokalisations- und Dispersionswerte der relativen prozentualen Leistungsveränderung des Leistungsoutputs im RBT [kJ] bzw AOST [W] von Messzeitpunkt zu Messzeitpunkt nach Probanden in Studie 1 (N: Anzahl der Testleistungen; M: arithmetischer Mittelwert; SD: Standardabweichung).

Proband	Leistungsoutput		Leistungsveränderung [%]	
	Art	N	M	SD
S1	RBT [kJ]	43	4,2	3,3
S1	AOST [W]	43	3,1	2,0
S2	RBT [kJ]	54	11,6	8,0
S2	AOST [W]	54	2,9	2,4
S3	RBT [kJ]	35	10,7	7,3
S3	AOST [W]	38	3,0	2,3

Für S2 und S3 ergeben sich im RBT erhebliche testtageweise Leistungsvariationen. Bei S1 zeigt die Analyse dagegen deutlich stabilere Testleistungen im RBT. Für den Leistungsoutput im AOST liegen die mittleren Leistungsveränderungen bei allen Probanden auf einem vergleichbaren Niveau. Insgesamt ist festzustellen, dass die Testleistungen im RBT im Mittel eine deutlich größere testtageweise Schwankung aufweisen als im AOST.

Die Analyse der globalen Leistungsentwicklung liefert, ergänzend zur Betrachtung der Leistungsfluktuation, eine übergeordnete saisonale Beschreibung sowie eine weitergehend Differenzierung der Anpassungsgüte der PerPot-Simulationen. Betrachtet man den Leistungsoutput im RBT, so zeigt sich in Bezug auf die Absolutwerte eine große leistungsbedingte Heterogenität der Probandengruppe. Dies betrifft sowohl die Ausgangswerte als auch die Minimum- und Maximumleistungen im Untersuchungszeitraum.

Tab. 21. Absolute und prozentuale Leistungsentwicklung der Testleistungen im RBT in [kJ] im Untersuchungszeitraum nach Probanden in Studie 1.

Proband	EE [kJ]					Leistungsveränderung [%]					
	Start	Min	Max	Max_VP	Max_WP	Start	Min	Start	Min	Start	Min
	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
S1	118,2	118,2	161,4	161,4	155,4	36,6	36,6	36,6	36,6	31,5	31,5
S2	72,2	57,3	108,0	108,0	83,4	49,6	88,7	49,6	88,7	15,5	45,6
S3	117,3	81,5	123,0	123,0	119,7	4,8	50,9	4,8	50,9	2,1	47,0

Die Leistungswerte der Probanden im RBT weisen im Untersuchungszeitraum eine erhebliche saisonale Schwankungsbreite (Min–Max) auf. Entgegen der trainingsperiodisch geplanten Formentwicklung in Richtung WP2 sind bei den Probanden S2 und

S3 negative Leistungsveränderungen von der VP zur WP in Bezug auf die Maximalleistungen festzustellen. Lediglich bei S1 gelingt ein annähernd progressiver Leistungsverlauf bis zur WP.

Für die am Körpergewicht relativierten Testwerte ergibt sich aufgrund der geringen gewichtsbezogenen Schwankungsbreite im Untersuchungszeitraum (vgl. Kapitel 7.1.1) ein ähnliches Bild. Nur bei S1 fällt die Leistungsveränderung bei den am aktuellen Körpergewicht relativierten Werten in der VP und WP, im Vergleich zu den Absolutwerten, deutlich besser aus.

Tab. 22. Absolute und prozentuale Leistungsentwicklung der Testleistungen im RBT in [kJ/kg] im Untersuchungszeitraum nach Probanden in Studie 1.

Proband	rel. EE [kJ/kg]					Leistungsveränderung [%]					
	Start	Min	Max	Max_VP	Max_WP	Start	Min	Start	Min	Start	Min
	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
	Max	Max	Max_VP	Max_VP	Max_WP	Max_WP	Max_WP	Max_WP	Max_WP	Max_WP	Max_WP
S1	1,41	1,41	2,10	2,10	2,04	48,9	48,9	48,9	48,9	44,7	44,7
S2	1,05	0,87	1,62	1,62	1,28	54,3	86,2	54,3	86,2	21,9	47,1
S3	1,53	1,09	1,61	1,61	1,58	5,2	47,7	5,2	47,7	3,3	45,0

In Bezug auf den Leistungsoutput beim AOST ist das Leistungsgefüge innerhalb der Probandengruppe deutlich ausgeglichener, als beim RBT. Insbesondere S2 und S3 weisen vergleichbare Ausgangswerte sowie Minimal- und Maximalleistungen auf. Auch die prozentuale Leistungsveränderung (Min–Max) im Untersuchungszeitraum fällt, im Vergleich zum RBT, wesentlich geringer aus.

Tab. 23. Absolute und prozentuale Leistungsentwicklung der Testleistungen im AOST in [W] im Untersuchungszeitraum nach Probanden in Studie 1.

Proband	P _{max.} [W]					Leistungsveränderung [%]					
	Start	Min	Max	Max_VP	Max_WP	Start	Min	Start	Min	Start	Min
	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
	Max	Max	Max_VP	Max_VP	Max_WP	Max_WP	Max_WP	Max_WP	Max_WP	Max_WP	Max_WP
S1	1054,9	1051,3	1205,1	1201,6	1205,1	14,2	14,6	13,9	14,3	14,2	14,6
S2	1266,1	1153,6	1345,5	1345,5	1325,9	6,3	16,6	6,3	16,6	4,7	14,9
S3	1274,3	1182,6	1377,4	1377,4	1324,3	8,1	16,5	8,1	16,5	3,9	12,0

Beim AOST konnte nur S1 im Sinne einer progressiven Leistungsentwicklung die persönliche Maximalleistung in der WP erzielen. Dennoch liegt auch bei S2 der Höchstwert der WP nahe an der Bestleistung aus der VP, was gerade vor dem Hintergrund des Leistungsverlaufes im RBT besonders hervorzuheben ist. Die am aktuellen Körpergewicht relativierten Leistungen im AOST liefern ein analoges Bild.

Tab. 24. Absolute und prozentuale Leistungsentwicklung der Testleistungen im AOST in [W/kg] im Untersuchungszeitraum nach Probanden in Studie 1.

Proband	rel. P _{max.} [W/kg]					Leistungsveränderung [%]					
	Start	Min	Max	Max_VP	Max_WP	Start	Min	Start	Min	Start	Min
	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
	Max	Max	Max_VP	Max_VP	Max_WP	Max_WP	Max_WP	Max_WP	Max_WP	Max_WP	Max_WP
S1	12,6	12,6	15,9	15,2	15,9	26,3	26,3	21,3	21,3	26,3	26,3
S2	18,4	17,6	20,4	20,4	19,9	11,4	16,1	11,4	16,1	8,7	13,2
S3	16,7	15,4	18,0	18,0	17,6	8,0	17,2	8,0	17,2	5,6	14,6

Zusammenfassend lässt sich festhalten, dass die am Körpergewicht relativierte Betrachtung der Leistungswerte nur bei S1 differenziertere Einblicke zulässt. Aus struktureller Sicht ergeben sich im Hinblick auf die simulative Anwendung der Leistungsdaten keine weiteren Vorteile gegenüber den Absolutwerten. Im Folgenden werden daher aus Vereinfachungsgründen ausschließlich die absoluten Leistungswerte der Probanden für weitergehende Analysen und die simulative Anwendung mit dem PerPot herangezogen.

8.1.5 PerPot-Modellstabilität

Nachfolgend wird einzelfallbezogen die Modellstabilität der Input-Output-Datensätze aus Studie 1 charakterisiert. Hierbei wird die mittlere prozentuale Abweichung zwischen Simulations- und Realdaten (*MAPE*) sowie der Quotient DS/DR zur Beurteilung herangezogen. Im Kontext stabiler Modellanpassungen wird flankierend zudem die Stabilität der Verzögerungsparameter DS und DR betrachtet.

8.1.5.1 Proband S1

Betrachtet man die Modellstabilität im AOST und RBT, unter Verwendung des *Trainingsinputs TRIMP*, so zeigen sich für den gesamten Untersuchungszeitraum (VP&WP) und die VP, gute Übereinstimmungen im *MAPE* und dem Verhältnis der Verzögerungsparameter (DS/DR). Trotz hoher Stabilität von DS/DR ergeben sich beim AOST in der VP jedoch teils deutliche Variationen in den Verzögerungsparametern DS und DR. Bei Betrachtung der WP ergeben sich im RBT und AOST, gemessen am *MAPE* und dem Quotienten DS/DR, in Einzelfällen teils größere Abweichungen. Die „modifizierten“ Datensätze liefern in beiden Fällen jedoch durchweg bessere Modellanpassungen (*MAPE*).

Tab. 25. Modellstabilitätsprüfung der PerPot-Simulation durch Variation der Datenreihe des Leistungsoutputs im RBT [kJ] und AOST [W] unter Verwendung des Trainingsinputs TRIMP nach Trainingsperioden von S1 (*MAPE*: mittlere relative Abweichung zwischen realen und simulierten Leistungswerten; DS bzw. DR: Verzögerungsparameter des Strain- bzw. Response-Potential; DS/DR: Verhältnis der Verzögerungsparameter; _1: Alle Testleistungen (gesamter Datensatz); _2: nur die 2., 4., 6., usw. Testleistung (alle Geraden); _3: nur die 3., 5., 7., usw. Testleistung (alle Ungeraden); M: arithmetischer Mittelwert).

Trainingsperiode	Leistungsoutput	Trainingsinput TRIMP											
		MAPE [%]			DS			DR			DS/DR		
		_1	_2	_3	_1	_2	_3	_1	_2	_3	_1	_2	_3
VP & WP	RBT [kJ]	5,32	5,82	4,45	7,90	7,80	7,35	2,65	2,95	2,40	2,98	2,64	3,06
	AOST [W]	2,58	2,36	2,71	7,90	7,30	7,15	5,40	5,00	5,05	1,46	1,46	1,42
VP	RBT [kJ]	5,31	4,27	4,46	7,70	7,50	7,65	3,60	6,05	3,60	2,14	1,24	2,13
	AOST [W]	2,38	2,23	2,70	7,90	7,50	2,50	5,95	5,50	2,00	1,33	1,36	1,25
WP	RBT [kJ]	1,71	0,85	1,03	5,90	5,05	4,55	7,50	1,50	7,50	0,79	3,37	0,61
	AOST [W]	1,07	0,99	0,53	4,50	4,45	4,95	1,00	1,00	2,50	4,50	4,45	1,98
M	RBT [kJ]	4,11	3,65	3,31	7,17	6,78	6,52	4,58	3,50	4,50	1,97	2,42	1,93
M	AOST [W]	2,01	1,86	1,98	6,77	6,42	4,87	4,12	3,83	3,18	2,43	2,42	1,55
M		3,06	2,75	2,65	6,97	6,60	5,69	4,35	3,67	3,84	2,20	2,42	1,74

Die Analyse der Modellstabilität unter Verwendung des *belastungsbasierten Trainingsinputs* (kJ) ergibt ein ähnliches Bild. Für den AOST zeigt sich allerdings, bei Betrachtung des Gesamtdatensatzes (VP&WP), für die „ungeraden“ Testleistungen eine deutliche Abweichung im Quotienten DS/DR. Die WP erweist sich beim RBT und AOST in Bezug auf den *MAPE* und das Verhältnis der Verzögerungsparameter (DS/DR) anfällig für Ausreißer.

Tab. 26. Modellstabilitätsprüfung der PerPot-Simulation durch Variation der Datenreihe des Leistungsoutputs im RBT [kJ] und AOST [W] unter Verwendung des Trainingsinputs [kJ] nach Trainingsperioden von S1 (MAPE: mittlere relative Abweichung zwischen realen und simulierten Leistungswerten; DS bzw. DR: Verzögerungsparameter des Strain- bzw. Response-Potential; DS/DR: Verhältnis der Verzögerungsparameter; _1: Alle Testleistungen (gesamter Datensatz); _2: nur die 2., 4., 6., usw. Testleistung (alle Geraden); _3: nur die 3., 5., 7., usw. Testleistung (alle Ungeraden); M: arithmetischer Mittelwert).

Trainingsperiode	Leistungsoutput	Trainingsinput [kJ]											
		MAPE [%]			DS			DR			DS/DR		
		_1	_2	_3	_1	_2	_3	_1	_2	_3	_1	_2	_3
VP & WP	RBT [kJ]	4,38	4,08	3,79	7,65	7,00	7,50	5,60	6,00	4,50	1,37	1,17	1,67
	AOST [W]	2,29	1,96	1,99	6,75	7,50	5,00	5,15	5,60	1,15	1,31	1,34	4,35
VP	RBT [kJ]	4,20	3,26	3,37	7,55	7,45	7,75	5,05	5,85	3,60	1,50	1,27	2,15
	AOST [W]	2,21	2,07	2,55	7,55	6,95	2,50	5,70	5,45	2,00	1,32	1,28	1,25
WP	RBT [kJ]	1,95	0,92	2,35	4,50	6,50	4,00	7,50	7,50	2,50	0,60	0,87	1,60
	AOST [W]	1,17	0,58	0,82	6,00	3,40	3,50	3,50	1,55	1,50	1,71	2,19	2,33
M	RBT [kJ]	3,51	2,75	3,17	6,57	6,98	6,42	6,05	6,45	3,53	1,15	1,10	1,81
M	AOST [W]	1,89	1,54	1,79	6,77	5,95	3,67	4,78	4,20	1,55	1,45	1,60	2,64
M		2,70	2,15	2,48	6,67	6,47	5,04	5,42	5,33	2,54	1,30	1,35	2,23

8.1.5.2 Proband S2

Die Analyse der Modellstabilität zeigt in Bezug auf den *Trainingsinput TRIMP* ein zweigeteiltes Bild hinsichtlich der eingesetzten Testverfahren zur Bestimmung des Leistungsoutputs.

Tab. 27. Modellstabilitätsprüfung der PerPot-Simulation durch Variation der Datenreihe des Leistungsoutputs im RBT [kJ] und AOST [W] unter Verwendung des Trainingsinputs TRIMP nach Trainingsperioden von S2 (MAPE: mittlere relative Abweichung zwischen realen und simulierten Leistungswerten; DS bzw. DR: Verzögerungsparameter des Strain- bzw. Response-Potential; DS/DR: Verhältnis der Verzögerungsparameter; _1: Alle Testleistungen (gesamter Datensatz); _2: nur die 2., 4., 6., usw. Testleistung (alle Geraden); _3: nur die 3., 5., 7., usw. Testleistung (alle Ungeraden); M: arithmetischer Mittelwert).

Trainingsperiode	Leistungsoutput	Trainingsinput TRIMP											
		MAPE [%]			DS			DR			DS/DR		
		_1	_2	_3	_1	_2	_3	_1	_2	_3	_1	_2	_3
VP & WP	RBT [kJ]	10,81	9,61	10,91	7,75	6,95	8,90	2,45	2,00	3,55	3,16	3,48	2,51
	AOST [W]	2,76	2,39	2,66	7,10	7,40	8,70	6,05	5,95	7,80	1,17	1,24	1,12
VP	RBT [kJ]	9,16	8,59	7,74	7,75	7,60	7,65	2,00	1,50	1,00	3,88	5,07	7,65
	AOST [W]	3,04	2,64	2,63	1,65	7,60	7,30	1,20	6,10	6,70	1,38	1,25	1,09
WP	RBT [kJ]	5,37	4,65	3,26	1,95	1,05	2,05	3,00	3,55	3,00	0,65	0,30	0,68
	AOST [W]	0,91	0,51	0,61	3,00	1,00	2,45	3,00	1,50	2,50	1,00	0,67	0,98
M	RBT [kJ]	8,45	7,62	7,30	5,82	5,20	6,20	2,48	2,35	2,52	2,56	2,95	3,61
M	AOST [W]	2,24	1,85	1,97	3,92	5,33	6,15	3,42	4,52	5,67	1,18	1,05	1,06
M		5,34	4,73	4,64	4,87	5,27	6,18	2,95	3,43	4,09	1,87	2,00	2,34

Beim AOST liegen für alle Trainingsperioden gute Übereinstimmungen im Modell-Fit (*MAPE*) und eine hohe Konstanz in den Modellparametern, gemessen am Quotienten DS/DR, vor. Beim RBT ist hingegen für den Gesamtzeitraum und die VP ein hoher Simulationsfehler (*MAPE*) festzustellen. In der VP äußert sich dies zudem in einer deutlichen Schwankungsbreite der DS/DR-Werte. Gemessen am insgesamt hohen prozentualen Simulationsfehler, gelingt die Parameterkonfiguration DS/DR für VP&WP und WP jedoch auch hier befriedigend. Die Einzelbetrachtung der Verzögerungsparameter DS und DR zeigt in der VP (AOST), dass deutlich differierende Parametersettings vergleichbare DS/DR-Ratios konstituieren.

Legt man den *belastungsbasierten Trainingsinput* (kJ) zugrunde, so zeigt sich für den AOST ebenfalls in allen Trainingsbereichen eine gute Modellstabilität, beurteilt am *MAPE* und dem Quotienten DS/DR. Die Einzelbetrachtung der DS und DR Konfigurationen offenbart jedoch, trotz hoher Konstanz von DS/DR, periodenbezogen jeweils deutlich differierende Settings.

Beim RBT ergeben sich für den gesamten Datensatz (VP&WP) und in der VP in Einzelfällen teils deutliche Abweichungen bei DS/DR. Gleiches gilt für den *MAPE* in der WP, wobei hier ein insgesamt besserer Modell-Fit bei nahezu identischem DS/DR gelingt. Insgesamt ist bei der Beurteilung der Simulationsdaten im RBT die, dem Datensatz zugrunde liegende, mäßige Modellanpassung an die Realdaten zu berücksichtigen.

Tab. 28. *Modellstabilitätsprüfung der PerPot-Simulation durch Variation der Datenreihe des Leistungsausgangs im RBT [kJ] und AOST [W] unter Verwendung des Trainingsinputs [kJ] nach Trainingsperioden von S2 (MAPE: mittlere relative Abweichung zwischen realen und simulierten Leistungswerten; DS bzw. DR: Verzögerungsparameter des Strain- bzw. Response-Potential; DS/DR: Verhältnis der Verzögerungsparameter; _1: Alle Testleistungen (gesamter Datensatz); _2: nur die 2., 4., 6., usw. Testleistung (alle Geraden); _3: nur die 3., 5., 7., usw. Testleistung (alle Ungeraden); M: arithmetischer Mittelwert).*

Trainingsperiode	Leistungsoutput	Trainingsinput [kJ]											
		MAPE [%]			DS			DR			DS/DR		
		_1	_2	_3	_1	_2	_3	_1	_2	_3	_1	_2	_3
VP & WP	RBT [kJ]	12,27	10,87	12,22	8,20	7,00	6,45	3,65	2,15	1,25	2,25	3,26	5,16
	AOST [W]	2,79	2,38	2,75	6,70	6,25	1,00	5,60	5,20	1,00	1,20	1,20	1,00
VP	RBT [kJ]	9,52	9,02	7,70	7,60	4,50	7,05	3,00	2,50	1,00	2,53	1,80	7,05
	AOST [W]	3,13	2,62	2,90	7,40	6,15	1,50	6,35	5,10	1,50	1,17	1,21	1,00
WP	RBT [kJ]	5,78	5,70	1,78	2,05	2,40	2,05	3,50	4,50	4,10	0,59	0,53	0,50
	AOST [W]	0,97	0,47	0,70	1,95	3,00	7,10	2,00	3,00	6,50	0,98	1,00	1,09
M	RBT [kJ]	9,19	8,53	7,23	5,95	4,63	5,18	3,38	3,05	2,12	1,79	1,86	4,24
M	AOST [W]	2,30	1,82	2,12	5,35	5,13	3,20	4,65	4,43	3,00	1,11	1,14	1,03
M		5,74	5,18	4,68	5,65	4,88	4,19	4,02	3,74	2,56	1,45	1,50	2,63

8.1.5.3 Proband S3

Für S3 ergibt die Analyse der Modellstabilität in Bezug auf den *beanspruchungsbasierten Trainingsinput* TRIMP eine hohe Übereinstimmung in den DS/DR-Werten. Lediglich in der WP ergeben sich beim AOST und RBT stärkere Differenzen. Auch bei guter Übereinstimmung der DS/DR-Werte sind jedoch teils deutliche Variationen

der DS und DR Konfigurationen in der periodenbezogenen Stabilitätsprüfung festzustellen (AOST: VP&WP, VP, WP; RBT: VP).

Betrachtet man die mittlere prozentuale Abweichung (*MAPE*) der Simulationsdaten von den Realleistungen, so zeigt die Stabilitätsanalyse in den Teilperioden VP und WP stärkere Abweichungen als im Gesamtdatensatz. Insgesamt kann, insbesondere für den gesamten Untersuchungszeitraum und die VP, von einer guten Modellstabilität gesprochen werden. Auch in der WP zeigen sich befriedigende Ergebnisse.

Tab. 29. Modellstabilitätsprüfung der PerPot-Simulation durch Variation der Datenreihe des Leistungsausgangs im RBT [kJ] und AOST [W] unter Verwendung des Trainingsinputs TRIMP nach Trainingsperioden von S3 (MAPE: mittlere relative Abweichung zwischen realen und simulierten Leistungswerten; DS bzw. DR: Verzögerungsparameter des Strain- bzw. Response-Potential; DS/DR: Verhältnis der Verzögerungsparameter; _1: Alle Testleistungen (gesamter Datensatz); _2: nur die 2., 4., 6., usw. Testleistung (alle Geraden); _3: nur die 3., 5., 7., usw. Testleistung (alle Ungeraden); M: arithmetischer Mittelwert).

Trainings- periode	Leistungs- output	Trainingsinput TRIMP											
		MAPE [%]			DS			DR			DS/DR		
		_1	_2	_3	_1	_2	_3	_1	_2	_3	_1	_2	_3
VP & WP	RBT [kJ]	7,37	5,25	7,63	1,00	1,05	1,00	1,50	1,50	1,50	0,67	0,70	0,67
	AOST [W]	2,50	2,29	2,02	4,65	3,25	4,00	4,60	3,25	4,00	1,01	1,00	1,00
VP	RBT [kJ]	5,37	3,29	5,50	1,00	1,00	3,50	1,45	2,05	7,20	0,69	0,49	0,49
	AOST [W]	2,62	2,00	2,17	7,35	7,20	4,85	7,40	6,60	5,00	0,99	1,09	0,97
WP	RBT [kJ]	5,95	2,70	6,09	2,10	2,00	2,55	1,50	1,00	1,00	1,40	2,00	2,55
	AOST [W]	1,61	1,29	1,03	3,85	2,50	2,00	3,45	2,50	1,00	1,12	1,00	2,00
M	RBT [kJ]	6,23	3,75	6,41	1,37	1,35	2,35	1,48	1,52	3,23	0,92	1,06	1,23
M	AOST [W]	2,24	1,86	1,74	5,28	4,32	3,62	5,15	4,12	3,33	1,04	1,03	1,32
M		4,24	2,80	4,07	3,33	2,83	2,98	3,32	2,82	3,28	0,98	1,05	1,28

Unter Verwendung des *belastungsbasierten Trainingsinputs* (kJ) liefert die Stabilitätsprüfung für S3 ein analoges Bild.

Tab. 30. Modellstabilitätsprüfung der PerPot-Simulation durch Variation der Datenreihe des Leistungsausgangs im RBT [kJ] und AOST [W] unter Verwendung des Trainingsinputs [kJ] nach Trainingsperioden von S3 (MAPE: mittlere relative Abweichung zwischen realen und simulierten Leistungswerten; DS bzw. DR: Verzögerungsparameter des Strain- bzw. Response-Potential; DS/DR: Verhältnis der Verzögerungsparameter; _1: Alle Testleistungen (gesamter Datensatz); _2: nur die 2., 4., 6., usw. Testleistung (alle Geraden); _3: nur die 3., 5., 7., usw. Testleistung (alle Ungeraden); M: arithmetischer Mittelwert).

Trainings- periode	Leistungs- output	Trainingsinput [kJ]											
		MAPE [%]			DS			DR			DS/DR		
		<u>1</u>	<u>2</u>	<u>3</u>	<u>1</u>	<u>2</u>	<u>3</u>	<u>1</u>	<u>2</u>	<u>3</u>	<u>1</u>	<u>2</u>	<u>3</u>
VP & WP	RBT [kJ]	7,50	5,97	7,01	1,00	1,00	1,00	1,50	2,00	1,50	0,67	0,50	0,67
	AOST [W]	2,52	2,29	2,12	4,30	3,25	3,50	4,30	3,25	3,55	1,00	1,00	0,99
VP	RBT [kJ]	6,35	4,21	5,08	1,00	1,00	4,60	1,50	2,00	7,45	0,67	0,50	0,62
	AOST [W]	2,50	1,99	2,04	7,15	7,70	5,80	7,20	6,65	5,95	0,99	1,16	0,97
WP	RBT [kJ]	5,42	1,71	5,70	2,00	1,80	3,00	1,50	1,00	2,50	1,33	1,80	1,20
	AOST [W]	1,38	1,03	0,50	2,00	4,45	4,40	1,00	4,00	3,90	2,00	1,11	1,13
M	RBT [kJ]	6,42	3,96	5,93	1,33	1,27	2,87	1,50	1,67	3,82	0,89	0,93	0,83
M	AOST [W]	2,13	1,77	1,55	4,48	5,13	4,57	4,17	4,63	4,47	1,33	1,09	1,03
M		4,28	2,87	3,74	2,91	3,20	3,72	2,83	3,15	4,14	1,11	1,01	0,93

8.1.6 PerPot-Modellanpassung

Die simulativ mit dem PerPot bestimmten Modellanpassungen werden zunächst individuell für jeden Probanden beschrieben. Für die Simulationsergebnisse der Studie 1 erfolgt eine weitergehende Differenzierung, in Abhängigkeit des eingesetzten Testverfahrens zur Leistungsbestimmung (RBT bzw. AOST). Als Gütekriterium der Modellanpassung wird der, in der PerPot-Simulationssoftware ausgegebene, mittlere prozentuale Fehler (*MAPE*) sowie der *ICC* herangezogen (vgl. Kapitel 5.2). Parallel dazu erfolgt eine visuelle Inspektion des simulativen Leistungsverlaufs (Verlaufsanalyse). Die ausgegebenen statistischen Korrelationsmaße r und R^2 werden in der Ergebnisdiskussion (Kapitel 9.2) interpretativ herangezogen, um Vergleiche mit existierenden Publikationen zu ziehen. Gleiches gilt für die im Rahmen der Modellkalibrierung bestimmten Modellparameter.

8.1.6.1 Proband S1

Unter Berücksichtigung des *Leistungsoutputs im RBT* zeigen sich, gemessen am *ICC*, mit dem beanspruchungsbasierten Trainingsinput (TRIMP) in vier und mit dem belastungsbasierten Trainingsinput (kJ) in allen sieben betrachteten Trainingsperioden gute Anpassungen ($ICC > 0.70$). Auch anhand des *MAPE* ergeben sich für die Teilperiode WP und die Einzelperioden VP2, WP1 und WP2 sehr gute Werte ($< 2\%$). Der gesamte Untersuchungszeitraum sowie die VP und VP1 liefern ebenfalls gute bis befriedigende Anpassungen mit Abweichungen im Bereich von 4,20 bis 5,40 Prozent. Die Modell-Fit-Analyse (anhand *MAPE*), in Abhängigkeit des Trainingsinputs, liefert in fünf Fällen bessere Werte für die Inputvariable Trainingsbelastung.

Tab. 31. *Modellanpassung und Modellparameter nach Trainingsperioden der PerPot-Simulation mit Leistungsoutput [kJ] im RBT und Trainingsinput TRIMP bzw. [kJ] von S1 (MAPE: mittlere relative Abweichung zwischen realen und simulierten Leistungswerten; ICC: Intra-Class-Korrelationskoeffizient; r: Korrelationskoeffizient; R²: Determinationskoeffizient; F-Test: * $p < 0.05$, ** $p < 0.01$; DS bzw. DR: Verzögerungsparameter des Strain- bzw. Response-Potential; DS/DR: Verhältnis der Verzögerungsparameter; M: arithmetischer Mittelwert - ICC, r, R² Mittelwertberechnung nach Fisher Z-Transformation).*

Trainingsperiode	Leistungsoutput	MAPE [%]		ICC		r		R ²		DS		DR		DS/DR	
		TRIMP	[kJ]	TRIMP	[kJ]	TRIMP	[kJ]	TRIMP	[kJ]	TRIMP	[kJ]	TRIMP	[kJ]	TRIMP	[kJ]
VP & WP	RBT [kJ]	5,32	4,38	0.50	0.72**	0.57**	0.71**	0.33**	0.51**	7,90	7,65	2,65	5,60	2,98	1,37
VP	RBT [kJ]	5,31	4,20	0.55	0.78**	0.64**	0.79**	0.40**	0.63**	7,70	7,55	3,60	5,05	2,14	1,50
WP	RBT [kJ]	1,71	1,95	0.87**	0.71**	0.86**	0.70*	0.74**	0.48*	5,90	4,50	7,50	7,50	0,79	0,60
VP1	RBT [kJ]	5,40	4,33	0.64	0.72**	0.65**	0.72**	0.42**	0.52**	7,90	7,55	6,40	5,75	1,23	1,31
VP2	RBT [kJ]	1,63	1,60	0.81**	0.90**	0.88**	0.90**	0.77**	0.80**	6,75	7,00	6,95	7,20	0,97	0,97
WP1	RBT [kJ]	0,53	0,35	0.86**	0.97**	0.93**	0.97**	0.87**	0.94**	5,00	5,30	7,50	8,25	0,67	0,64
WP2	RBT [kJ]	0,60	1,62	0.99**	0.92**	0.99**	0.92*	0.99**	0.85*	5,00	4,55	7,00	7,50	0,71	0,61
M	RBT [kJ]	2,93	2,63	0.83	0.85	0.87	0.85	0.76	0.73	6,59	6,30	5,94	6,69	1,36	1,00

Die Analyse der simulativ bestimmten *Modellparameter* zeigt für den RBT im Untersuchungszeitraum trainingsperiodenbezogen fallende DS/DR-Werte. Während in der VP1 die Werte mit 1,23 und 1,31 deutlich über eins liegen, ergeben sich in der VP2, WP1 und WP2 unabhängig vom Trainingsinput durchgängig Werte kleiner eins. Die Simulation des Gesamtzeitraums und der Teilperiode VP weicht hier mit DS/DR-Werten zwischen 1,37 und 2,98 deutlich von den Werten der Einzelperioden ab.

Die *Verlaufsanalyse* für den Input-Output-Datensatz *Trainingsinput TRIMP* und *Leistungsoutput im RBT* (kJ) ergibt für die Einzelperioden (VP1, VP2, WP1, WP2) ein zweigeteiltes Bild. In der VP1 gelingt es nicht, den Leistungsverlauf adäquat nachzuvollziehen. Insbesondere der Leistungsanstieg zur Periodenmitte als auch die positive Leistungsentwicklung gegen Periodenende werden simulativ über- bzw. unterschätzt. In den übrigen Einzelperioden werden die Testleistungen gut reproduziert. Jedoch ergeben sich in der WP1 und WP2, ausgelöst durch hohe Trainingsloads, starke simulative Leistungsschwankungen zwischen den Referenzleistungen, welche in der WP2 einhergehen mit Überlaufzuständen im SP.

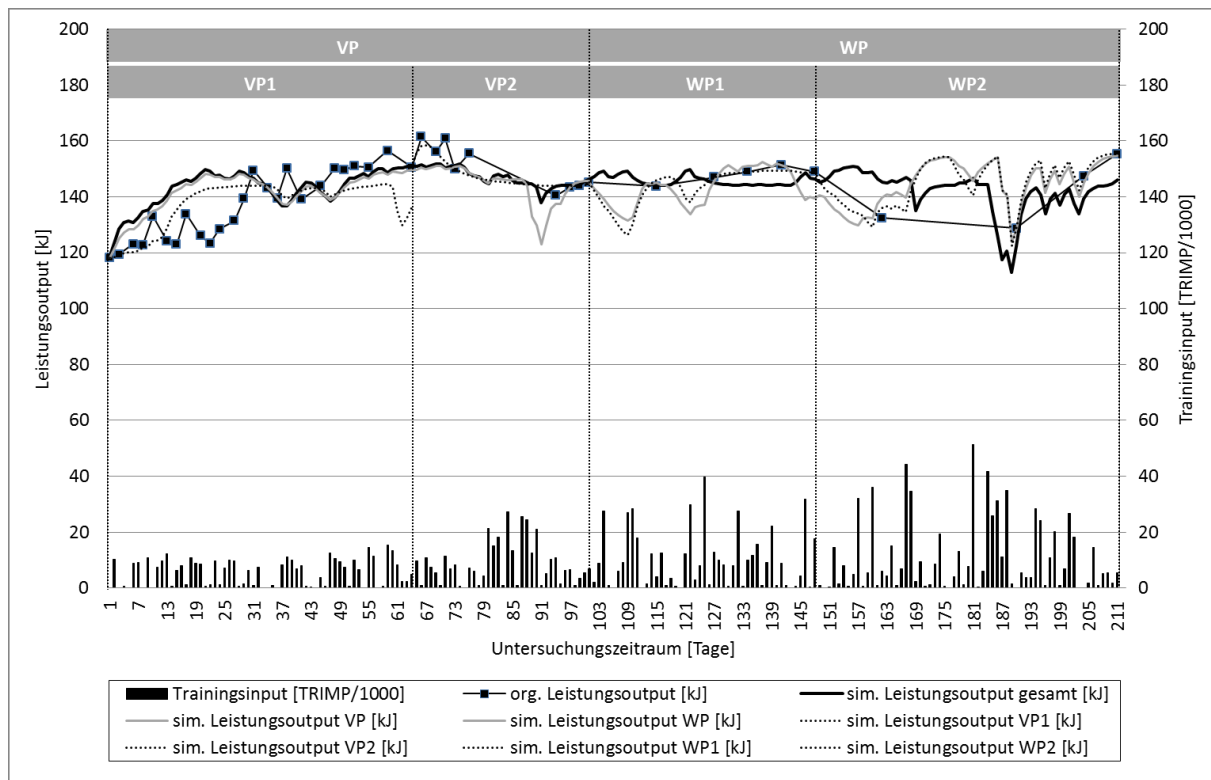


Abb. 18. Verlauf der realen und simulierten Leistungswerte nach Trainingsperioden für den Leistungsoutput [kJ] im RBT und den Trainingsinput TRIMP von S1.

Die Simulation der Teilperioden zeigt für die VP eine meist befriedigende Anpassung an die Realdaten. Insbesondere der Leistungsanstieg eingangs der VP1 wird simulativ deutlich überschätzt. Für die WP ergibt sich in Bezug auf die Übereinstimmung der Simulationswerte mit den realen Leistungsdaten eine gute Anpassung. Es ist jedoch festzustellen, dass zwischen den Referenzleistungen teils erhebliche simulative Leistungsschwankungen (Überlaufphänomene des SP) auftreten.

Die Simulation des Gesamtzeitraums folgt in der VP der Simulation der Teilperiode und liefert damit eine befriedigende Anpassung an die Realdaten. Im Gegensatz zur Teilperiodensimulation wird Ende der VP2 kein trainingslagerbedingter Leistungseinbruch beschrieben. In der WP ergibt sich eine große trainingsinduzierte simulative Leistungsvariation (mit Überlaufphänomenen im SP), wenngleich die Referenzleistungen befriedigend getroffen werden.

Die grafische *Verlaufsanalyse* der Simulation des *belastungsbasierten Trainingsinputs* (kJ) und *RBT* (kJ) ergibt für die Einzelperioden ein geteiltes Bild. In der VP1 gelingt eine gute Beschreibung der globalen Leistungsentwicklung, wobei der Leistungsanstieg zur Mitte der VP1 zeitlich vorgelagert simuliert wird. In der VP2 und WP1 werden die Leistungswerte meist simulativ gut nachvollzogen. Für die WP2 ergibt sich, bedingt durch Überlaufsituationen im SP, eine starke Leistungsvariation in der Simulation, wobei die Referenzleistungen, mit Ausnahme des zweiten Messwertes, gut simuliert werden.

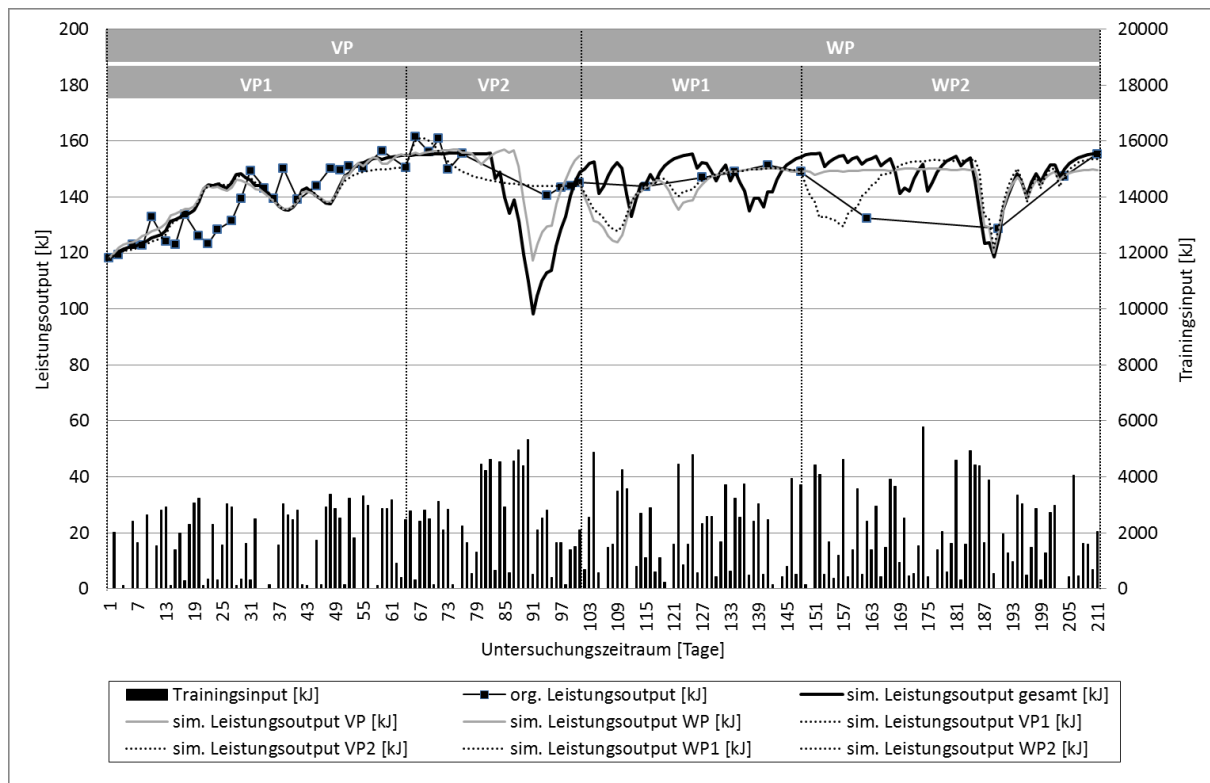


Abb. 19. Verlauf der realen und simulierten Leistungswerte nach Trainingsperioden für den Leistungoutput [kJ] im RBT und den Trainingsinput [kJ] von S1.

Für die Teilperioden VP und WP zeigen sich vergleichbare Phänomene. Die Simulation der VP folgt in der VP1 der Simulation der Einzelperiode. In der VP2 lösen die Trainingsloads des Trainingslagers einen Systemüberlauf im SP aus, welcher sich in einem starken Leistungseinbruch äußert. Die Simulation der WP folgt in der WP1 nahezu dem Verlauf der Einzelperiode, während es in der WP2 ebenfalls zu leistungsmindernden Überlaufzuständen im SP kommt. Die Simulation des Gesamtzeitraums (VP&WP) löst in der VP2, bedingt durch die hohen Trainingsloads, einen Überlauf des SP aus, welcher in der WP eine hohe Leistungsvariabilität bedingt.

Beim Einsatz des *Leistungsoutputs im AOST* erzielen die beiden Inputalternativen, Trainingsbeanspruchung und Trainingsbelastung, gemessen am *ICC*, jeweils in drei der sieben Betrachtungszeiträume gute Anpassungen ($ICC > 0.70$). Schließt man den *MAPE* in die Betrachtung mit ein, so zeigen sich anhand der mittleren prozentualen Abweichungen in allen Trainingsperioden gute bis sehr gute Übereinstimmungen mit

den Realdaten. In sechs der sieben Trainingsperioden ergibt sich für den belastungs-basierten Trainingsinput ein besserer Modell-Fit.

Tab. 32. *Modellanpassung und Modellparameter nach Trainingsperioden der PerPot-Simulation mit Leistungsoutput [W] im AOST und Trainingsinput TRIMP bzw. [kJ] von S1 (MAPE: mittlere relative Abweichung zwischen realen und simulierten Leistungswerten; ICC: Intra-Class-Korrelationskoeffizient; r: Korrelationskoeffizient; R^2 : Determinationskoeffizient; F-Test: * $p < 0.05$, ** $p < 0.01$; DS bzw. DR: Verzögerungsparameter des Strain- bzw. Response-Potential; DS/DR: Verhältnis der Verzögerungsparameter; M: arithmetischer Mittelwert - ICC, r, R^2 Mittelwertberechnung nach Fisher Z-Transformation).*

Trainings- periode	Leistungs- output	MAPE [%]		ICC		r		R^2		DS		DR		DS/DR	
		TRIMP	[kJ]	TRIMP	[kJ]	TRIMP	[kJ]	TRIMP	[kJ]	TRIMP	[kJ]	TRIMP	[kJ]	TRIMP	[kJ]
VP & WP	AOST [W]	2,58	2,29	0,22	0,38	0,25	0,42**	0,06	0,18**	7,90	6,75	5,40	5,15	1,46	1,31
VP	AOST [W]	2,38	2,21	0,36	0,40	0,39*	0,45**	0,16*	0,20**	7,90	7,55	5,95	5,70	1,33	1,32
WP	AOST [W]	1,07	1,17	0,92**	0,89**	0,92**	0,89**	0,85**	0,79**	4,50	6,00	1,00	3,50	4,50	1,71
VP1	AOST [W]	2,24	2,23	0,38	0,44	0,45*	0,45*	0,20*	0,20*	6,75	6,55	5,35	5,50	1,26	1,19
VP2	AOST [W]	1,06	1,03	0,78**	0,86**	0,81**	0,86**	0,65**	0,75**	5,75	6,75	5,70	6,65	1,01	1,02
WP1	AOST [W]	0,86	0,75	0,96**	0,95**	0,95**	0,94**	0,90**	0,89**	4,60	3,45	2,55	1,50	1,80	2,30
WP2	AOST [W]	1,36	1,29	0,67	0,68	0,73	0,66	0,54	0,44	1,15	6,05	1,55	7,55	0,74	0,80
M	AOST [W]	1,65	1,57	0,72	0,74	0,74	0,74	0,57	0,57	5,51	6,16	3,93	5,08	1,73	1,38

Betrachtet man die Konfiguration der *Modellparameter* beim AOST, so zeigen sich anhand des Quotienten DS/DR in allen betrachteten Trainingsperioden, mit Ausnahme der WP2 (0,74 bzw. 0,80), Werte im Bereich zwischen 1,01 und 4,50.

Die *Verlaufsanalyse* der Leistungssimulation für die Kombination aus *Trainingsbeanspruchung* (TRIMP) und AOST (W) zeigt in Bezug auf die Einzelperioden (VP1, VP2, WP1, WP2) eine insgesamt befriedigende Übereinstimmung mit dem realen Leistungsverlauf.

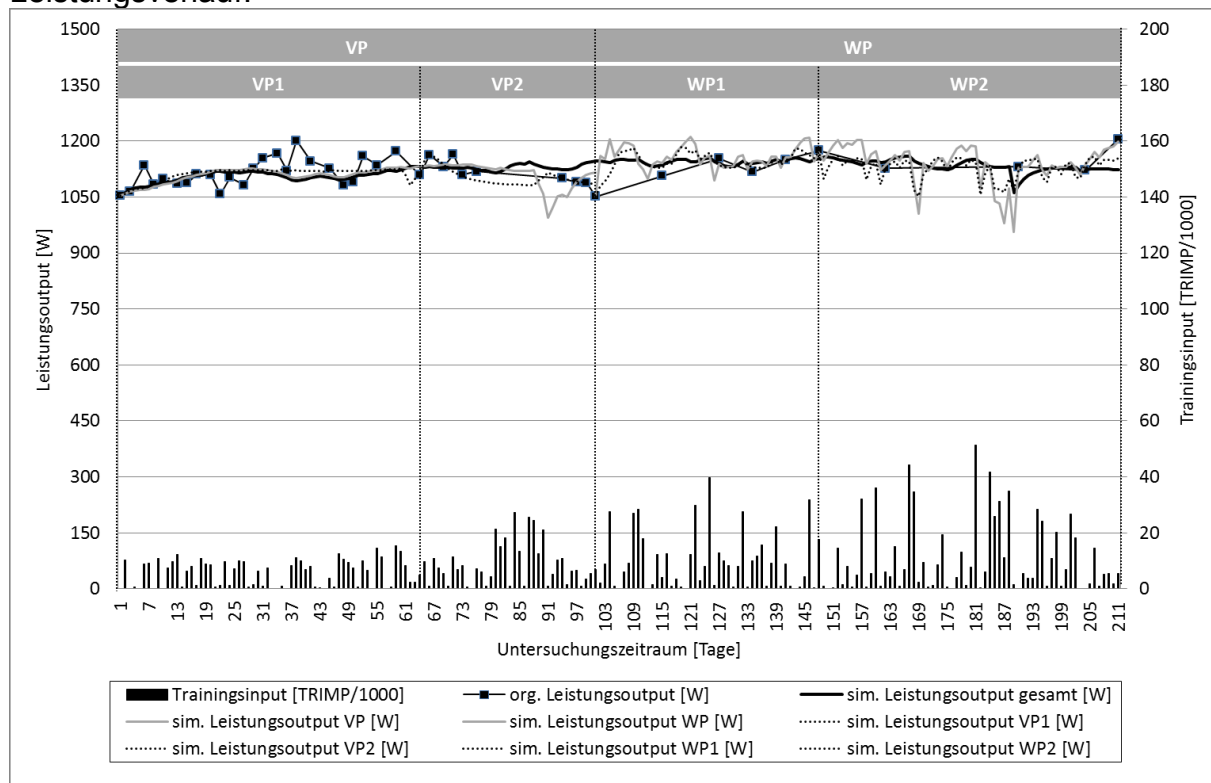


Abb. 20. Verlauf der realen und simulierten Leistungswerte nach Trainingsperioden für den Leistungsoutput [W] im AOST und den Trainingsinput TRIMP von S1.

Die Abbildung tagesaktueller Leistungsschwankungen gelingt für die VP1, VP2 und die Teilperiode VP nur bedingt, sodass primär ein Leistungstrend der Realdaten abgebildet wird. In der WP liefert die Kalibrierung für DR einen Wert von 1,00, was sich in einer variablen (zackigen) Leistungskurve, bei gleichzeitig guter Anpassung an die Testleistungen, äußert. Für den Gesamtzeitraum gelingt es der PerPot-Simulation nur einen allgemeinen Leistungstrend widerzugeben. Tagesaktuelle Leistungsschwankungen können nur bedingt nachvollzogen werden.

Die Kombination aus *Trainingsbelastung* (kJ) und *AOST* (W) zeigt einen strukturell vergleichbaren *Leistungsverlauf*, wie die beanspruchungsbasierte Simulation.

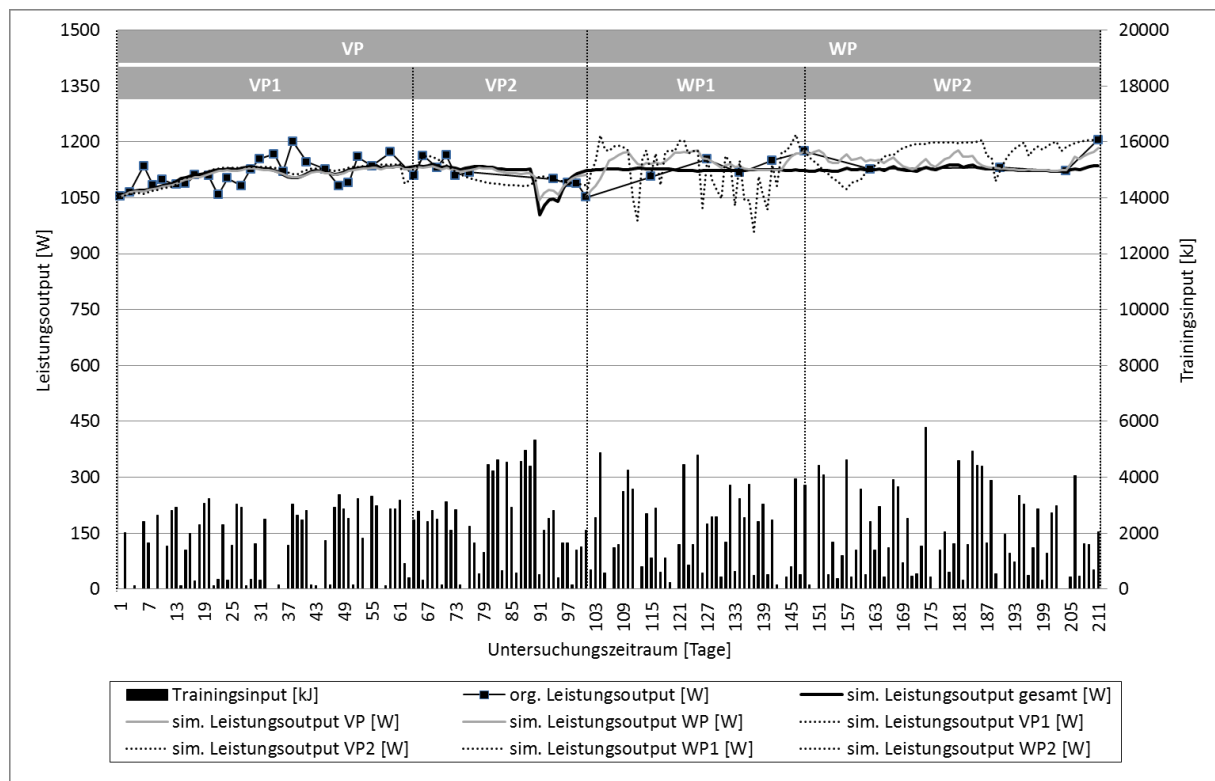


Abb. 21. Verlauf der realen und simulierten Leistungswerte nach Trainingsperioden für den Leistungoutput [W] im AOST und den Trainingsinput [kJ] von S1.

Die Simulationen der Einzelperioden VP1 und VP2 liefern eine befriedigende Anpassung an die Realdaten, während in der WP1 Überlaufzustände im SP einen hoch variablen Leistungsverlauf auslösen. Auch in der WP2 kommt es zum modellbedingten Überlauf des SP. Die Simulationen der Teilperioden und des Gesamtzeitraums verlaufen nahezu deckungsgleich. Lediglich in der WP ergeben sich aufgrund des etwas variableren Verlaufs der WP Simulation leichte Differenzen. Insgesamt beschreiben die Simulationen allerdings nur einen globalen Leistungstrend, ohne Berücksichtigung der tagesaktuellen Leistungsvariationen.

8.1.6.2 Proband S2

Unter Verwendung des *Leistungsoutputs im RBT* (kJ) ergeben sich, beurteilt am ICC, für den Input Trainingsbeanspruchung (TRIMP) in drei und für den Input Trainings-

belastung (kJ) in einem von sieben Fällen gute Modellanpassungen ($ICC > 0.70$). Die mittleren prozentualen Abweichungen (MAPE) der Simulationsdaten zeigen, insbesondere für den Gesamtzeitraum, die VP und die VP2, Probleme in der Modellsimulation an. Beim Vergleich des Trainingsinputs zeigen sich in sechs der sieben Betrachtungszeiträume bessere Anpassungen für den Input Trainingsbeanspruchung.

Tab. 33. *Modellanpassung und Modellparameter nach Trainingsperioden der PerPot-Simulation mit Leistungsoutput [kJ] im RBT und Trainingsinput TRIMP bzw. [kJ] von S2 (MAPE: mittlere relative Abweichung zwischen realen und simulierten Leistungswerten; ICC: Intra-Class-Korrelationskoeffizient; r: Korrelationskoeffizient; R^2 : Determinationskoeffizient; F-Test: * $p < 0.05$, ** $p < 0.01$; DS bzw. DR: Verzögerungsparameter des Strain- bzw. Response-Potential; DS/DR: Verhältnis der Verzögerungsparameter; M: arithmetischer Mittelwert - ICC, r, R^2 Mittelwertberechnung nach Fisher Z-Transformation).*

Trainingsperiode	Leistungsoutput	MAPE [%]		ICC		r		R^2		DS		DR		DS/DR	
		TRIMP	[kJ]	TRIMP	[kJ]	TRIMP	[kJ]	TRIMP	[kJ]	TRIMP	[kJ]	TRIMP	[kJ]	TRIMP	[kJ]
VP & WP	RBT [kJ]	10,81	12,27	0.51	0.29	0.52**	0.36**	0.27**	0.13**	7,75	8,20	2,45	3,65	3,16	2,25
VP	RBT [kJ]	9,16	9,52	0.52	0.50	0.58**	0.56**	0.34**	0.32**	7,75	7,60	2,00	3,00	3,88	2,53
WP	RBT [kJ]	5,37	5,78	0.74**	0.66	0.76**	0.68*	0.57**	0.46*	1,95	2,05	3,00	3,50	0,65	0,59
VP1	RBT [kJ]	5,86	6,20	0.70**	0.66	0.72**	0.69**	0.51**	0.48**	5,00	7,50	5,00	6,50	1,00	1,15
VP2	RBT [kJ]	9,61	9,77	0.64	0.59	0.63**	0.64**	0.40**	0.40**	10,45	7,00	1,25	2,05	8,36	3,41
WP1	RBT [kJ]	0,99	1,98	0.99**	0.98**	0.99**	0.97**	0.99**	0.94**	2,00	1,95	3,00	4,00	0,67	0,49
WP2	RBT [kJ]	7,23	6,27	0.49	0.50	0.52	0.48	0.27	0.23	3,00	2,50	1,50	1,95	2,00	1,28
M	RBT [kJ]	7,00	7,40	0.77	0.68	0.78	0.70	0.62	0.51	5,41	5,26	2,60	3,52	2,82	1,67

Die Analyse der simulativ erzeugten *Modellparameter* DS/DR offenbart beim RBT eine erhebliche Variation. Betrachtet man die Einzelperioden, so zeigen sich insbesondere zwischen der VP2 (8,36 bzw. 3,41) und der WP1 (0,67 bzw. 0,49) erhebliche Differenzen. Gleiches gilt für die Teilperioden VP (3,88 bzw. 2,53) und WP (0,65 bzw. 0,59). Die Simulationsdaten der Gesamtperiode liegen im Bereich der Werte der VP.

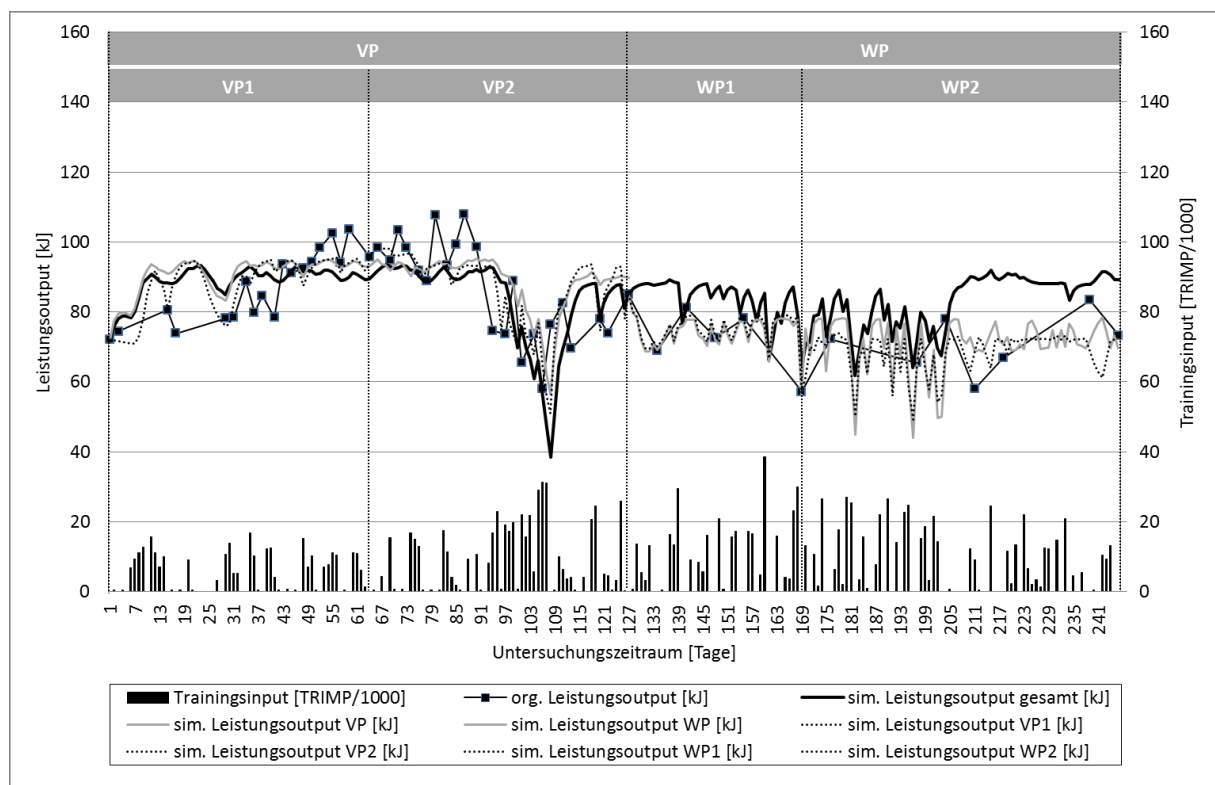


Abb. 22. Verlauf der realen und simulierten Leistungswerte nach Trainingsperioden für den Leistungsoutput [kJ] im RBT und den Trainingsinput TRIMP von S2.

Die grafische *Verlaufsanalyse* der Simulationsdaten für den *Trainingsinput TRIMP* und *Leistungoutput RBT* (kJ) zeigt in Bezug auf die Einzelperioden (VP1, VP2, WP1, WP2), gemessen an der enormen Leistungsvariation der Originaldaten (vgl. Kapitel 8.1.4), befriedigende bis gute Übereinstimmungen mit den Realdaten.

In den Trainingsperioden VP1 (Ende) und VP2 (Beginn) bereitet die Simulation der Leistungsspitzen Probleme. Der zum Zeitpunkt des Trainingslagers aufgetretene Leistungseinbruch kann im Sinne eines Leistungstrends anhand der VP2 Simulation, nachvollzogen werden. Modellseitig lösen die hohen Trainingsloads hier einen Überlauf des SP aus, welcher sich direkt negativ auf die resultierende Leistung auswirkt. Auch in den Simulationen der Einzelperioden WP1 und WP2 treten Überlaufphänomene auf, welche sich in einem variablen (zackigen) Leistungsverlauf äußern.

Die Simulation der Teilperioden VP und WP sowie des Gesamtzeitraums (VP&WP) folgen im Wesentlichen dem Verlauf der Einzelperioden. Lediglich in der WP zeigen sich für die Simulation des gesamten Untersuchungszeitraums deutliche Abweichungen und eine insgesamt zu positive Leistungssimulation. Auch der Leistungseinbruch in der VP2 wird hier deutlich überschätzt.

Unter Verwendung des *belastungsabhängigen Trainingsinputs* (kJ) und des *RBT* (kJ) zeigen sich für die Einzelperioden (VP1, VP2, WP1, WP2) und die Teilperioden VP und WP vergleichbare strukturelle *Verläufe der Leistungsdaten* wie für den beanspruchungsbasierten Trainingsinput.

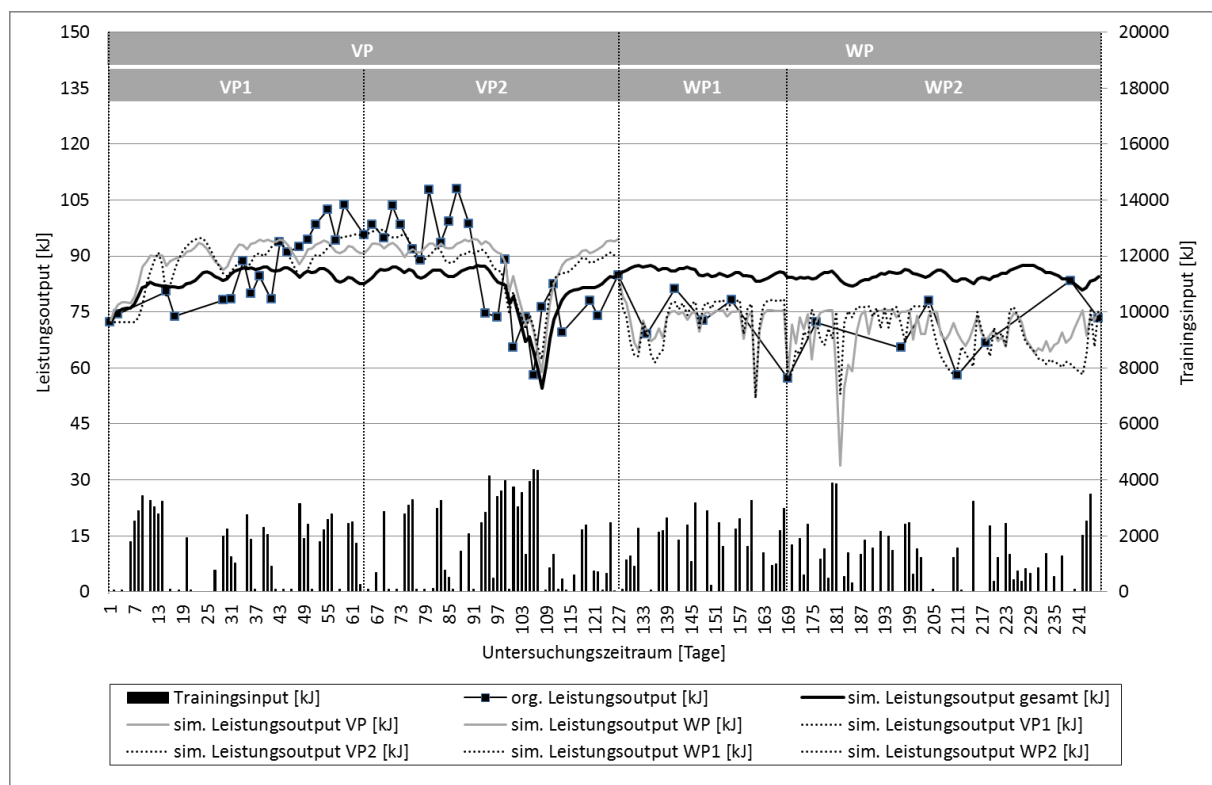


Abb. 23. Verlauf der realen und simulierten Leistungswerte nach Trainingsperioden für den Leistungoutput [kJ] im RBT und den Trainingsinput [kJ] von S2.

Die Anpassung an die Realdaten gelingt hier in der Summe jedoch etwas schlechter als für den beanspruchungsbasierten Trainingsinput. Der Leistungseinbruch in der

VP2 kann ebenfalls simulativ dargestellt werden, wenngleich die nachfolgende Leistungserholung deutlich überschätzt wird. Die Simulation des Gesamtzeitraums zeigt vor und nach dem simulierten Leistungseinbruch teils deutliche Abweichungen von den Realdaten.

Der Einsatz des *Leistungsoutputs im AOST* (W) liefert, unabhängig vom Trainingsinput, jeweils nur in einem Betrachtungszeitraum, gute Modellanpassungen mit ICC-Werten größer 0.70. Die mittleren prozentualen Abweichungen (MAPE) der Simulationsdaten liegen dagegen mit Werten von 0,38 bis 3,13 Prozent in einem akzeptablen Rahmen. Auch für den AOST zeigt sich, anhand des MAPE, in sechs der sieben Fälle eine bessere Anpassung für die Trainingsbeanspruchung.

Tab. 34. *Modellanpassung und Modellparameter nach Trainingsperioden der PerPot-Simulation mit Leistungsoutput [W] im AOST und Trainingsinput TRIMP bzw. [kJ] von S2 (MAPE: mittlere relative Abweichung zwischen realen und simulierten Leistungswerten; ICC: Intra-Class-Korrelationskoeffizient; r: Korrelationskoeffizient; R²: Determinationskoeffizient; F-Test: *p < 0.05, **p < 0.01; DS bzw. DR: Verzögerungsparameter des Strain- bzw. Response-Potential; DS/DR: Verhältnis der Verzögerungsparameter; M: arithmetischer Mittelwert - ICC, r, R² Mittelwertberechnung nach Fisher Z-Transformation).*

Trainingsperiode	Leistungsoutput	MAPE [%]		ICC		r		R ²		DS		DR		DS/DR	
		TRIMP	[kJ]	TRIMP	[kJ]	TRIMP	[kJ]	TRIMP	[kJ]	TRIMP	[kJ]	TRIMP	[kJ]	TRIMP	[kJ]
VP & WP	AOST [W]	2,76	2,79	0.27	0.06	0.41**	0.25	0.17**	0.06	7,10	6,70	6,05	5,60	1,17	1,20
VP	AOST [W]	3,04	3,13	0.16	0.17	0.30	0.39**	0.09	0.16*	1,65	7,40	1,20	6,35	1,38	1,17
WP	AOST [W]	0,91	0,97	0.69	0.44	0.67*	0.59*	0.45*	0.34*	3,00	1,95	3,00	2,00	1,00	0,98
VP1	AOST [W]	2,86	2,95	0.21	0.17	0.33	0.26	0.11	0.07	2,40	2,35	3,35	3,85	0,72	0,61
VP2	AOST [W]	2,15	2,36	0.41	0.43	0.40	0.44*	0.16	0.19*	12,40	7,35	4,15	1,90	2,99	3,87
WP1	AOST [W]	0,38	0,51	0.93**	0.85**	0.92**	0.89*	0.85**	0.79*	5,00	2,50	5,00	2,50	1,00	1,00
WP2	AOST [W]	0,72	0,68	0.67	0.69	0.71*	0.71*	0.51*	0.50*	3,40	2,00	3,00	1,50	1,13	1,33
M	AOST [W]	1,83	1,91	0.56	0.46	0.60	0.56	0.38	0.34	4,99	4,32	3,68	3,39	1,34	1,45

Die Untersuchung der *Modellparameter* liefert für den AOST bei periodenbezogener Betrachtung in der VP1 Werte von 0,72 bzw. 0,61 für DS/DR. In den Folgeperioden liegen die Werte, unabhängig vom Trainingsinput, in einem Wertebereich von 1,00 bis 3,87. Auch im Gesamtzeitraum und der VP werden DS/DR-Werte größer eins simuliert. Lediglich in der WP zeigt sich mit einem Parameterverhältnis von 1,00 (Trainingsbeanspruchung) und 0,98 (Trainingsbelastung) ein leicht differierendes Bild.

In Bezug auf den AOST ergibt die grafische *Verlaufsanalyse* für den *Trainingsinput TRIMP* in den Einzelperioden (VP1, VP2, WP1, WP2) gute Übereinstimmungen mit den Realdaten. Der langfristige Leistungstrend sowie periodenbezogene Leistungsschwankungen können gut nachvollzogen werden. Die Simulation der Teilperiode VP zeigt vor allem in der VP1 teils deutliche Abweichungen von den Realdaten, da es nicht gelingt, einzelne Leistungsvariationen abzubilden. In der VP2 liefert die Simulation der VP dagegen eine deutlich dynamischere Verlaufsanpassung. Die Simulation der WP liefert insgesamt gute Übereinstimmungen mit den Originaldaten. Der Überlauf des SP führt in der WP2 allerdings zu phasenweisen Leistungssprüngen. Der Kurvenverlauf der Simulation des Gesamtzeitraums beschreibt einen globalen Leistungstrend und kann einzelne kurzfristige Leistungsveränderungen meist nicht abbilden. Dennoch gelingt auch hier eine akzeptable Gesamtanpassung.

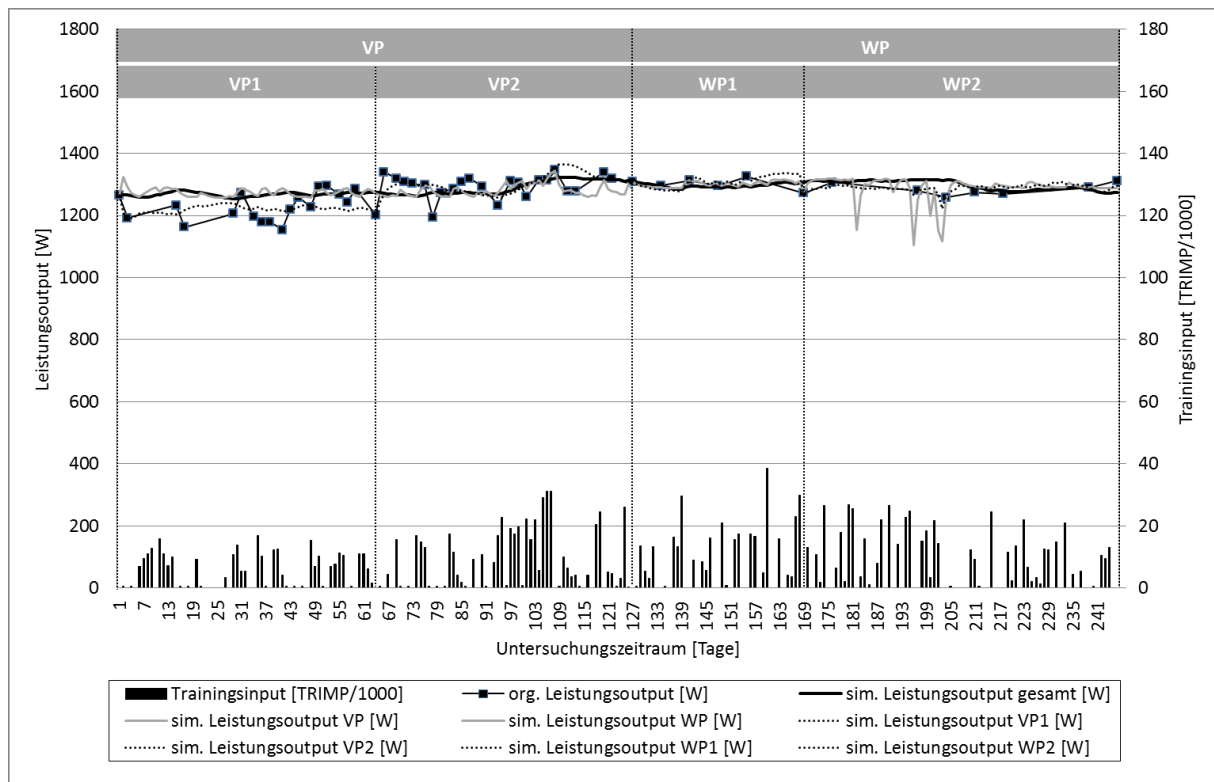


Abb. 24. Verlauf der realen und simulierten Leistungswerte nach Trainingsperioden für den Leistungswert [W] im AOST und den Trainingsinput TRIMP von S2.

Betrachtet man den AOST unter Verwendung der Trainingsbelastung (kJ), so ergibt sich folgender struktureller Leistungsverlauf:

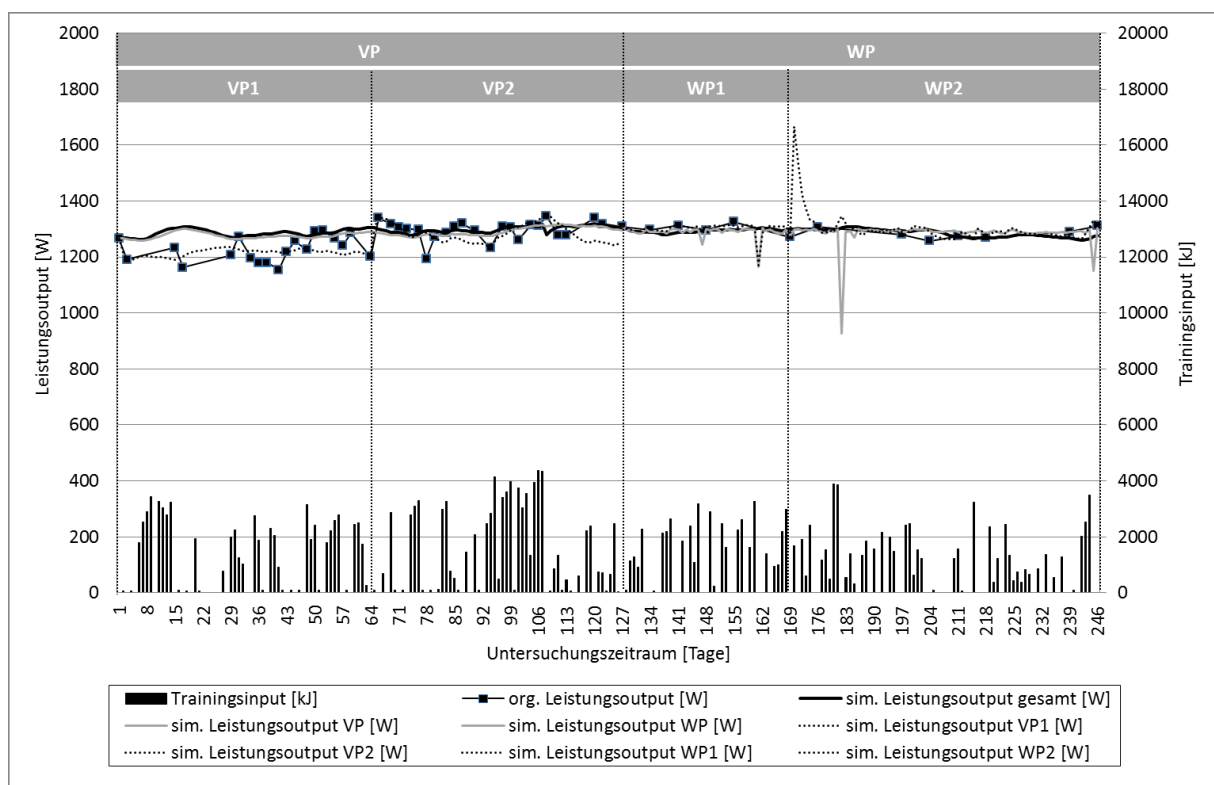


Abb. 25. Verlauf der realen und simulierten Leistungswerte nach Trainingsperioden für den Leistungswert [W] im AOST und den Trainingsinput [kJ] von S2.

Im Vergleich zu den Simulationen mit beanspruchungsbasiertem Trainingsinput zeigen sich vor allem in den Einzelperioden bedeutsame Veränderungen. In der VP2 misslingt, bei sonst guter Übereinstimmung, die Simulation der letzten Testwerte und in der WP2 ergibt sich ein simulativer Leistungspeak (bei nahezu gleich verzögerten Modellparametern) zu Beginn der Trainingsperiode. Die Simulationen der Teilperioden VP und WP verlaufen nahezu identisch mit der des Gesamtzeitraums. Lediglich in der WP2 lösen Überlaufsituationen des SP in der Simulation der WP zwei markante Leistungseinbrüche aus. Deren Kurvenverläufe beschreiben in der VP primär einen allgemeinen Leistungstrend, während in der WP die Realdaten, bei kleinerer Leistungsvariation, besser abgebildet werden.

8.1.6.3 Proband S3

In Bezug auf den *Leistungsoutput im RBT* kann, bezogen auf den ICC, für den beanspruchungsbasierten Trainingsinput (TRIMP) in drei und für die Trainingsbelastung (kJ) in einem, der insgesamt fünf Fälle, eine gute Anpassung ($ICC > 0.70$) bestimmt werden. Der MAPE zeigt, unabhängig vom Input, in allen Trainingsperioden Abweichungen im Bereich von 3,36 bis 7,50 Prozent. Anhand des MAPE ergibt sich für die Trainingsbeanspruchung in drei von fünf Trainingsperioden ein besserer Modell-Fit.

Tab. 35. *Modellanpassung und Modellparameter nach Trainingsperioden der PerPot-Simulation mit Leistungsoutput [kJ] im RBT und Trainingsinput TRIMP bzw. [kJ] von S3 (MAPE: mittlere relative Abweichung zwischen realen und simulierten Leistungswerten; ICC: Intra-Class-Korrelationskoeffizient; r: Korrelationskoeffizient; R^2 : Determinationskoeffizient; F-Test: $*p < 0.05$, $**p < 0.01$; DS bzw. DR: Verzögerungsparameter des Strain- bzw. Response-Potential; DS/DR: Verhältnis der Verzögerungsparameter; M: arithmetischer Mittelwert - ICC, r, R^2 Mittelwertberechnung nach Fisher Z-Transformation).*

Trainingsperiode	Leistungsoutput	MAPE [%]		ICC		r		R^2		DS		DR		DS/DR	
		TRIMP	[kJ]	TRIMP	[kJ]	TRIMP	[kJ]	TRIMP	[kJ]	TRIMP	[kJ]	TRIMP	[kJ]	TRIMP	[kJ]
VP & WP	RBT [kJ]	7,37	7,50	0.43	0.45	0.42*	0.50**	0.18*	0.25**	1,00	1,00	1,50	1,50	0,67	0,67
VP (=VP2)	RBT [kJ]	5,37	6,35	0.75**	0.62	0.77**	0.69**	0.60**	0.47**	1,00	1,00	1,45	1,50	0,69	0,67
WP	RBT [kJ]	5,95	5,42	0.51	0.59	0.56*	0.63*	0.31*	0.40*	2,10	2,00	1,50	1,50	1,40	1,33
VP1	RBT [kJ]														
VP2 (=VP)	RBT [kJ]	5,37	6,35	0.75**	0.62	0.77**	0.69**	0.60**	0.47**	1,00	1,00	1,45	1,50	0,69	0,67
WP1	RBT [kJ]	3,51	3,36	0.80**	0.89**	0.82*	0.88**	0.67*	0.77**	2,10	2,00	1,55	2,00	1,35	1,00
WP2	RBT [kJ]	4,07	4,30	0.70**	0.67	0.77*	0.65	0.59*	0.42	4,00	1,00	7,50	2,50	0,53	0,40
M	RBT [kJ]	5,27	5,55	0.67	0.67	0.71	0.69	0.51	0.48	1,87	1,33	2,49	1,75	0,89	0,79

In der *Modellkalibrierung* werden, unter Verwendung des Leistungsoutputs im RBT, periodenbezogen deutlich differierende DS/DR-Werte realisiert. Während in der VP2, WP2, VP und im Gesamtzeitraum die Werte zwischen 0,40 und 0,69 liegen, werden in der WP1 und WP DS/DR-Ratios größer gleich eins simuliert.

Die *Verlaufsanalyse* der Simulationsdaten zeigt für die Kombination aus *Leistungsoutput im RBT* und *Trainingsinput TRIMP* sowohl bei der Betrachtung der Einzel- und Teilperioden als auch für den Gesamtzeitraum eine enorme Schwankungsbreite in den Simulationsdaten. Es gelingt zwar einzelne Leistungswerte der Realdatenreihe zu treffen, insgesamt ist aber zu konstatieren, dass die simulativen Leistungsverläufe nur ausschnittsweise den realen Leistungsverlauf widerspiegeln.

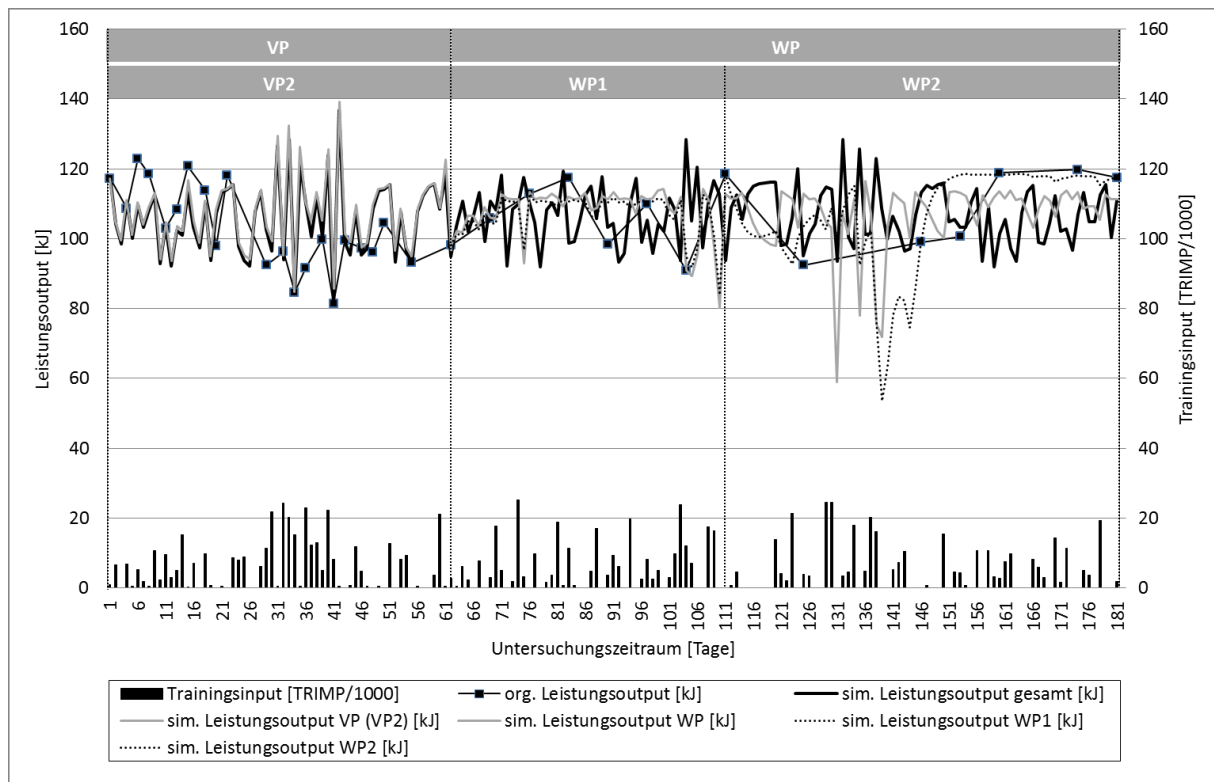


Abb. 26. Verlauf der realen und simulierten Leistungswerte nach Trainingsperioden für den Leistungsooutput [kJ] im RBT und den Trainingsinput TRIMP von S3.

Gegenüberstellend liefert die *verlaufsanalytische Betrachtung* der Simulationsdaten für den Leistungsooutput im RBT und die *Trainingsbelastung* (kJ) ein ähnliches Bild.

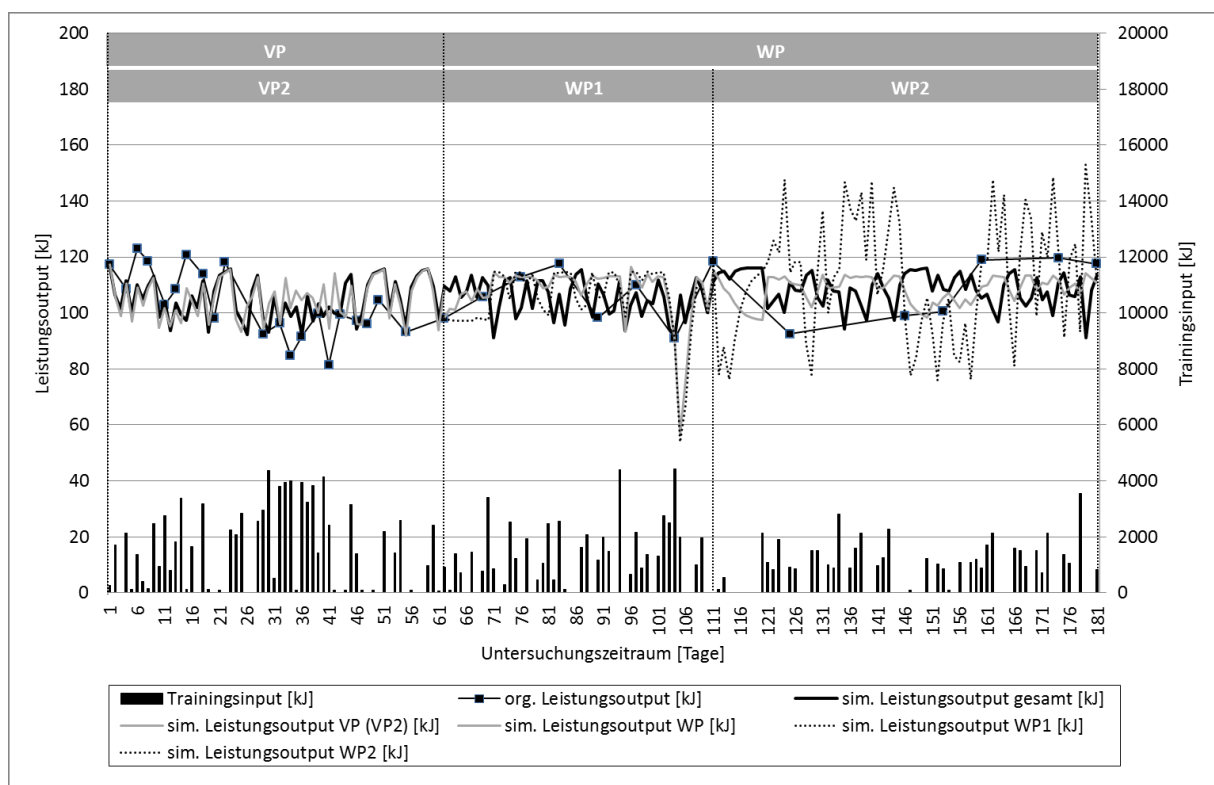


Abb. 27. Verlauf der realen und simulierten Leistungswerte nach Trainingsperioden für den Leistungsooutput [kJ] im RBT und den Trainingsinput [kJ] von S3.

Hier zeigt sich ebenfalls eine hohe Variation in den simulativ erzeugten Leistungswerten bei lediglich punktueller Übereinstimmung mit dem realen Leistungsverlauf. Insbesondere die Simulation der Einzelperiode WP2 misslingt diesbezüglich vollständig.

Zusammenfassend lässt sich für die Simulationen, unter Verwendung des Leistungsoutputs im RBT, unabhängig vom Trainingsinput, feststellen, dass oftmals der Verzögerungsparameter DS auf den Wert eins eingestellt wurde und sich damit am unteren Limit des Kalibrierungsfensters befindet.

Unter Verwendung des *Leistungsoutputs im AOST* ergeben sich, gemessen am ICC, in einer (TRIMP) bzw. zwei (kJ) der fünf Trainingsperioden gute Modellanpassungen ($ICC > 0.70$). Die mittleren prozentualen Abweichungen (MAPE) der Simulationsdaten liegen in allen Betrachtungszeiträumen auf einem guten Niveau (0,70–2,62 %). In Bezug auf den Trainingsinput liefert, gemessen am MAPE, die Trainingsbelastung in vier der insgesamt fünf Fälle eine bessere Modellanpassung.

Tab. 36. *Modellanpassung und Modellparameter nach Trainingsperioden der PerPot-Simulation mit Leistungsoutput [W] im AOST und Trainingsinput TRIMP bzw. [kJ] von S3 (MAPE: mittlere relative Abweichung zwischen realen und simulierten Leistungswerten; ICC: Intra-Class-Korrelationskoeffizient; r: Korrelationskoeffizient; R²: Determinationskoeffizient; F-Test: * $p < 0.05$, ** $p < 0.01$; DS bzw. DR: Verzögerungsparameter des Strain- bzw. Response-Potential; DS/DR: Verhältnis der Verzögerungsparameter; M: arithmetischer Mittelwert - ICC, r, R² Mittelwertberechnung nach Fisher Z-Transformation).*

Trainingsperiode	Leistungsoutput	MAPE [%]		ICC		r		R ²		DS		DR		DS/DR	
		TRIMP	[kJ]	TRIMP	[kJ]	TRIMP	[kJ]	TRIMP	[kJ]	TRIMP	[kJ]	TRIMP	[kJ]	TRIMP	[kJ]
VP & WP	AOST [W]	2,50	2,52	0,37	0,11	0,38*	0,35*	0,15*	0,12*	4,65	4,30	4,60	4,30	1,01	1,00
VP (=VP2)	AOST [W]	2,62	2,50	0,44	0,53	0,53**	0,57**	0,28*	0,32**	7,35	7,15	7,40	7,20	0,99	0,99
WP	AOST [W]	1,61	1,38	0,33	0,61	0,51*	0,67**	0,26*	0,44**	3,85	2,00	3,45	1,00	1,12	2,00
VP1	AOST [W]														
VP2 (=VP)	AOST [W]	2,62	2,50	0,44	0,53	0,53**	0,57**	0,28*	0,32**	7,35	7,15	7,40	7,20	0,99	0,99
WP1	AOST [W]	1,25	1,19	0,83**	0,83**	0,81*	0,82*	0,65*	0,67*	7,55	7,45	7,00	6,45	1,08	1,16
WP2	AOST [W]	0,87	0,70	0,46	0,71	0,47	0,72*	0,22	0,52*	7,55	5,00	7,00	5,00	1,08	1,00
M	AOST [W]	1,91	1,80	0,51	0,59	0,56	0,64	0,32	0,42	6,38	5,51	6,14	5,19	1,05	1,19

Die Analyse der *Modellparameter* zeigt, bei periodenbezogener Betrachtung, für den Quotienten DS/DR in der VP2 zunächst Werte knapp unter eins, während in der WP1 und WP2 der Quotient größer eins ist. Für den Gesamtzeitraum ergibt sich ein Verhältnis von 1,00 und 1,01.

Die *verlaufsanalytische Betrachtung* der Simulationsdaten für den Trainingsinput TRIMP und den Leistungsoutput im AOST zeigt für die Einzelperioden, vor allem in der WP1 und WP2, gute Übereinstimmungen mit den Realdaten. In der VP2 kann hingegen der wellenförmige Leistungsverlauf nicht vollständig abgebildet und nur eine übergeordnete Leistungsentwicklung nachvollzogen werden.

Die Simulationen der Teilperioden VP bzw. WP und des Gesamtzeitraums liefert ebenfalls lediglich einen globalen Leistungstrend und vernachlässigen tages- und wochenweise Leistungsschwankungen. Für den gesamten Untersuchungszeitraum bildet die Simulation, nach einer anfänglichen Einschwingphase, eine Gerade als besten Modell-Fit ab.

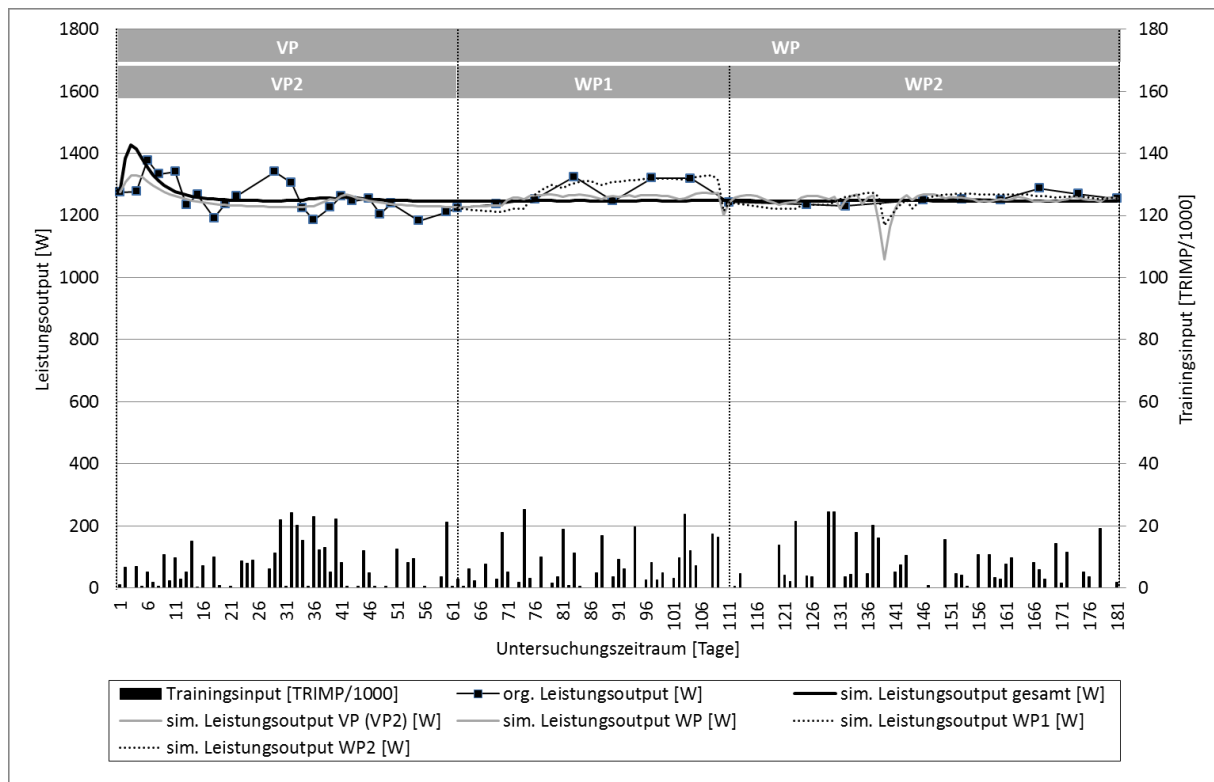


Abb. 28. Verlauf der realen und simulierten Leistungswerte nach Trainingsperioden für den Leistungswert [W] im AOST und den Trainingsinput TRIMP von S3.

Die Simulation des *Leistungswerts* im AOST liefert, unter Verwendung der *Trainingsbelastung* (kJ), aus *verlaufsanalytischer Sicht* nachfolgendes Bild:

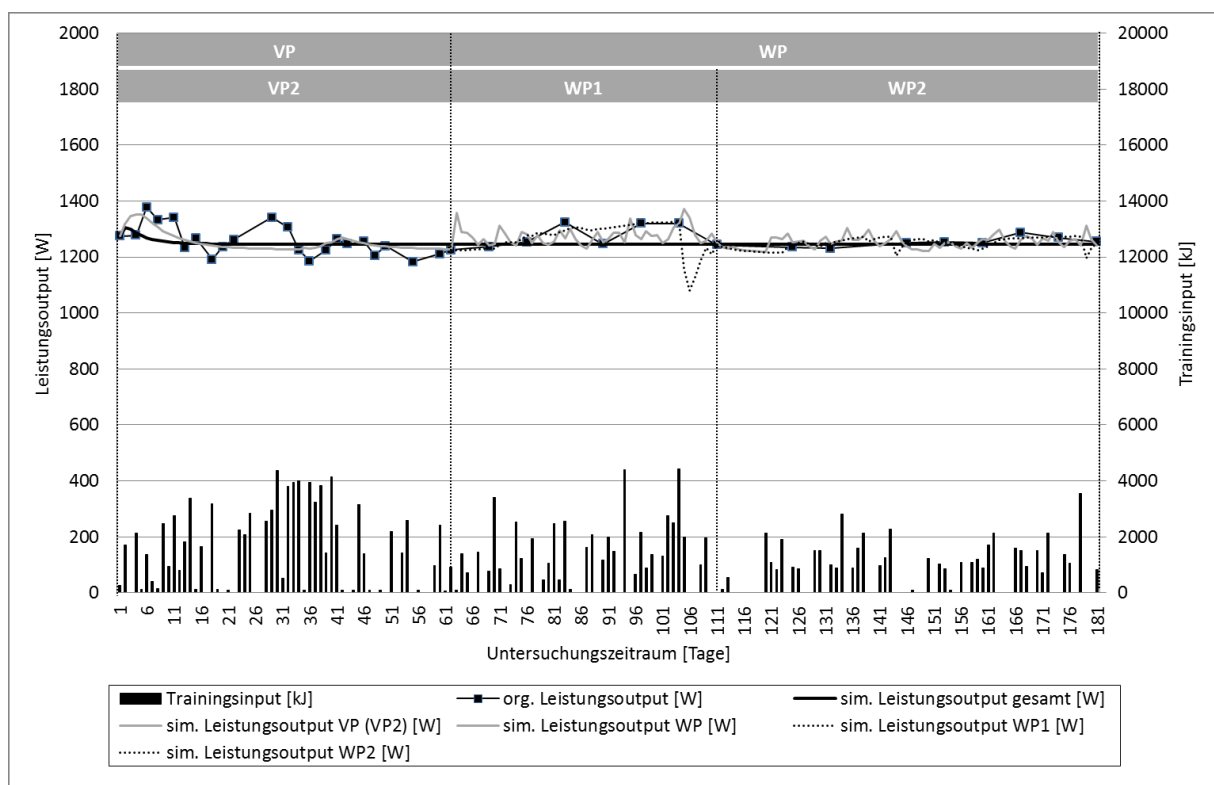


Abb. 29. Verlauf der realen und simulierten Leistungswerte nach Trainingsperioden für den Leistungswert [W] im AOST und den Trainingsinput [kJ] von S3.

Die Simulationen der Einzelperioden (VP2, WP1, WP2) ergeben in der WP1 und WP2 eine gute Anpassung an die Realdaten. Am Periodenende der WP1 erzeugt ein Überlauf des SP einen markanten kurzfristigen Leistungseinbruch. In der VP2 (entspricht VP) gelingt es simulativ hingegen nicht, die kurzfristigen Leistungsschwankungen abzubilden. Für die Teilperiode WP ergibt sich für DR ein Wert von 1,00. Damit liegt dieser Verzögerungsparameter am unteren Grenzwert der möglichen Parameterkonfigurationen und ist gleichbedeutend für eine kurze zeitliche Verzögerung des RP. Simulativ äußert sich das in einem variablen Leistungsverlauf bei insgesamt guter Anpassung an die Originaldaten. Die PerPot-Simulation für den Gesamtzeitraum beschreibt nach einer anfänglichen Einschwingphase eine Gerade. Damit gelingt es hier nicht, den realen Leistungsverlauf strukturell nachzuvollziehen.

8.1.7 PerPot-Modellprognose

Die Modellprognose wird trainingsperiodenbezogen für die Einzelperioden VP2, WP1 und WP2 sowie für die Teilperiode WP durchgeführt. Die Prognose fußt dabei jeweils auf der Modellkalibrierung der vorgeschalteten Einzel- bzw. Teilperiode. Die qualitative Beurteilung der Prognoseergebnisse erfolgt anhand des *MAPE*, der Leistungsprognose (Prog. TP), dem strukturellen Leistungsverlauf, dem Modell-Fit im grundlegenden Kalibrierungszeitraum (Sim. TP-1) sowie den im Prognosezeitraum periodenbezogen vorliegenden „Best-Fit“ Simulationswerten (Sim. TP) (vgl. Kapitel 7.3.3).

8.1.7.1 Proband S1

Unter Verwendung des *Leistungsoutputs im RBT* ergeben sich periodenbezogen teils deutliche Abweichungen in der Leistungsprognose (*MAPE*).

Tab. 37. *Modellprognose für den Leistungsoutput [kJ] im RBT basierend auf der jeweils zeitlich vorgelegerten Trainingsperiode (VP1, VP2, WP1, VP) unter Einsatz des Trainingsinputs TRIMP bzw. [kJ] von S1 (TLR: Trainingsload-Reserve in der Modellkalibrierung; N: Anzahl der Leistungswerte im Kalibrierungszeitraum TP-1 und Prognosezeitraum TP; MAPE: mittlere relative Abweichung zwischen realen und simulierten/prognostizierten Leistungswerten; Sim. TP-1: Modellanpassung im Kalibrierungszeitraum; Prog. TP: Modellanpassung der Prognose; Sim. TP*: Best-Fit Modellanpassung im Prognosezeitraum (übernommen aus Kapitel 8.1.6); M: arithmetischer Mittelwert).*

Trainingsperiode (TP)	Leistungsoutput	TRIMP						[kJ]					
		TLR [%]	N			MAPE [%]			TLR [%]	N			MAPE [%]
		TP-1	TP-1	TP	Sim. TP-1	Prog. TP	Sim. TP*	TP-1	TP-1	TP	Sim. TP-1	Prog. TP	Sim. TP*
VP2	RBT [kJ]	38	25	10	5,83	6,25	1,63	29	25	10	4,56	4,45	1,60
WP1	RBT [kJ]	23	10	6	1,63	5,48	0,53	0	10	6	1,60	5,78	0,35
WP2	RBT [kJ]	15	6	5	0,66	12,38	0,60	9	6	5	0,44	3,60	1,62
WP	RBT [kJ]	44	34	10	7,98	8,71	1,71	4	34	10	4,22	5,90	1,95
M	RBT [kJ]				4,03	8,21	1,12				3,46	4,93	1,38

Insbesondere in der WP und WP2 zeigt sich für den beanspruchungsbasierten Trainingsinput ein großer Prognosefehler. In drei der vier betrachteten Trainingsperioden schneidet die belastungsbasierte Modellprognose besser ab. Bemerkenswert ist,

dass die vergleichend gegenübergestellten Best-Fit Modellkalibrierungen (Sim. TP) in den betreffenden Prognosezeiträumen jeweils gute Modellanpassungen erzielen.

Die *verlaufsanalytische Betrachtung* der Leistungsprognosen, unter Verwendung des *Trainingsinputs TRIMP*, zeigt, sowohl bezogen auf die Einzelperioden (VP2, WP1, WP2) als auch hinsichtlich der Teilperiode WP, teils deutliche Abweichungen von den Realdaten. Speziell für den Zeitraum der WP2 misslingen die Prognosen vollständig. In Bezug auf die Prognosen der VP2 und WP ist zu konstatieren, dass bereits in der zugrunde liegenden Modellkalibrierung erhebliche Anpassungsprobleme vorliegen. Der größte Prognosefehler ergibt sich für die WP2, obwohl die, der Prognose vorgeschaltete, Modellkalibrierung der WP1 mit 0,66 Prozent nur einen minimalen Simulationsfehler suggeriert. Auffällig im Kontext der Simulationsprobleme sind die hohen Trainingsloads in der VP2 (Trainingslager) und der WP2.

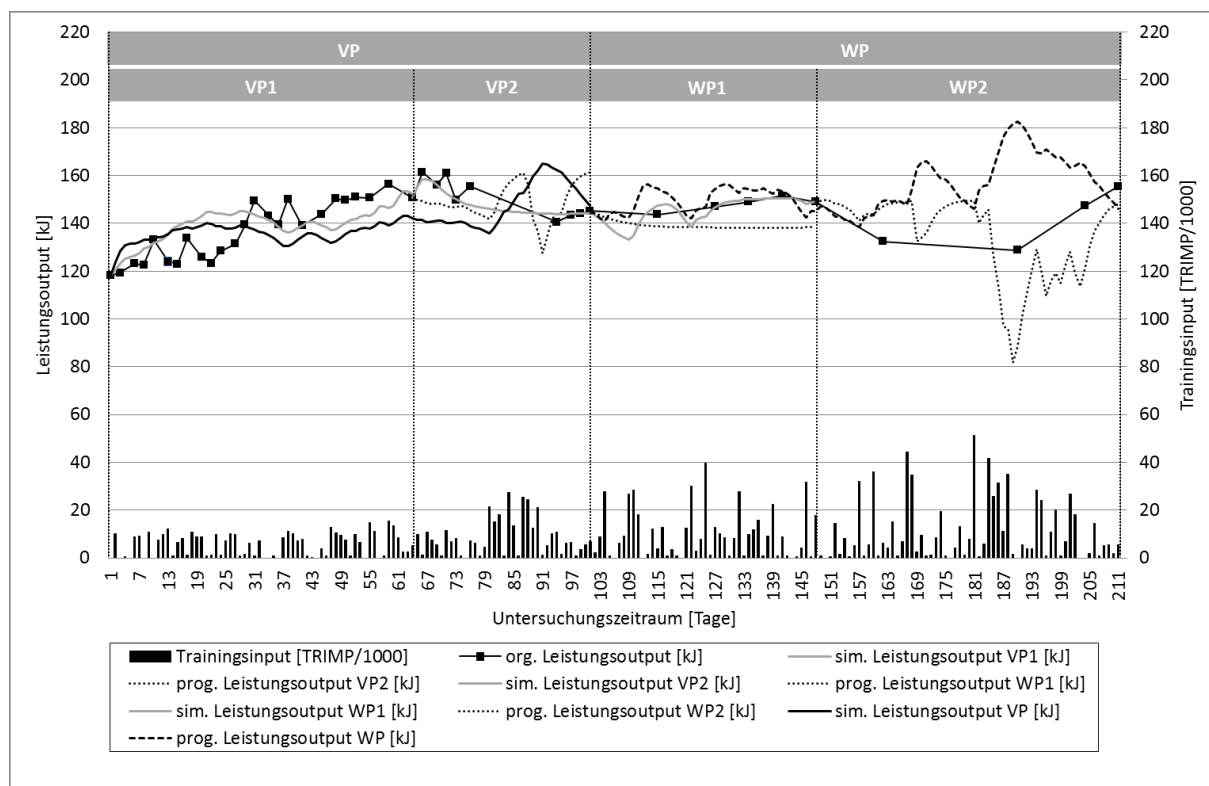


Abb. 30. Verlauf der realen, simulierten (der Prognose vorgeschaltete Kalibrierung) und prognostizierten Leistungswerte nach Trainingsperioden für den Leistungswert [kJ] im RBT und den Trainingsinput TRIMP von S1.

Die *Verlaufsanalyse* der Prognosedaten für den *Trainingsinput Trainingsbelastung* (kJ) zeigt ebenfalls leistungsstrukturell teils deutlich abweichende Leistungsverläufe in den betrachteten Trainingsperioden. Für die Prognose der VP2 ergeben sich, bedingt durch die hohen Trainingsloads im Zeitraum des Trainingslagers, kapazitive Probleme. Auch die Prognose der WP wird im Zeitraum der Modellkalibrierung von diesem Effekt tangiert. Die Prognosen der Einzelperioden WP1 und WP2 können den strukturellen Verlauf der Realdaten nicht nachvollziehen, sondern lediglich einen allgemeinen und zudem leistungsverschobenen Trend abbilden.

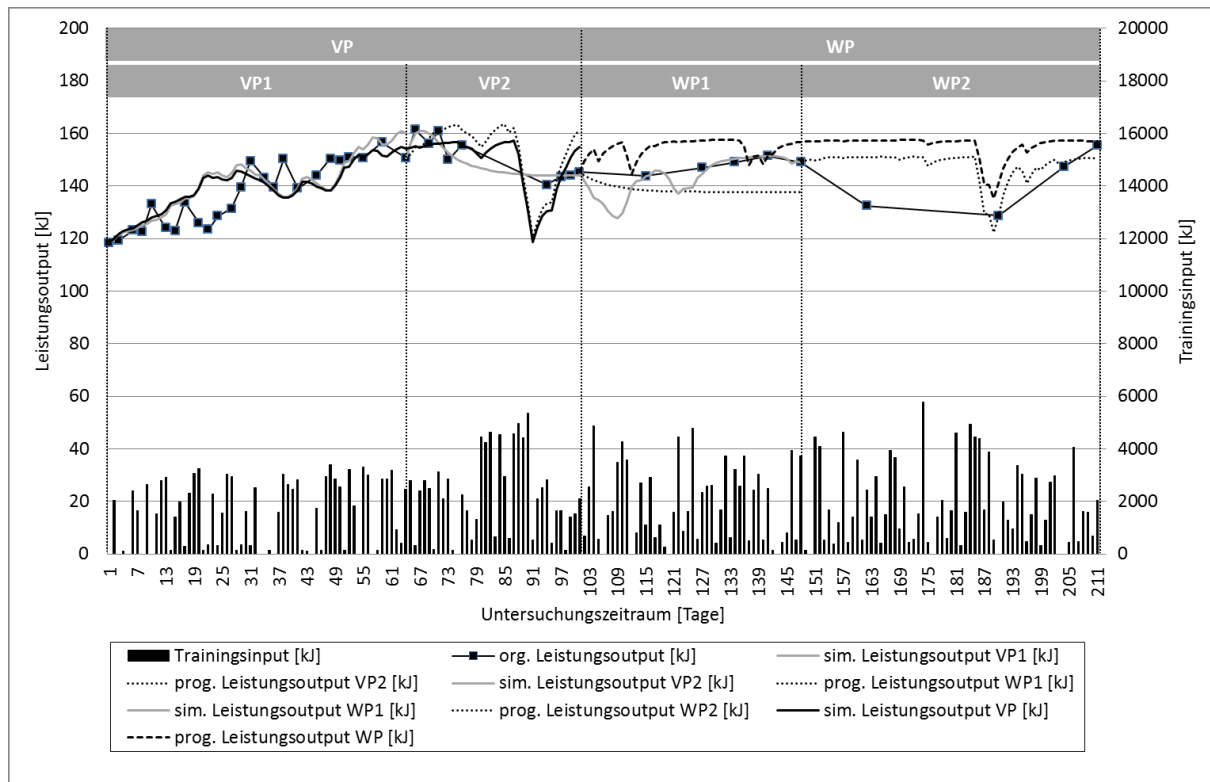


Abb. 31. Verlauf der realen, simulierten (der Prognose vorgeschaltete Kalibrierung) und prognostizierten Leistungswerte nach Trainingsperioden für den Leistungoutput [kJ] im RBT und den Trainingsinput [kJ] von S1.

Die Modellprognose unter Einsatz des *Leistungsoutputs im AOST* liefert, gemessen am *MAPE*, im Bereich der WP und WP2 gute Anpassungen an die Realdaten. Für die VP2 (kJ) und WP1 (TRIMP & kJ) ergeben sich aber teils deutlich Abweichungen, obwohl die zugrunde liegenden Kalibrierungszeiträume (Sim. TP-1) eine insgesamt gute Modellkalibrierung unterstellen. In drei der vier betrachteten Prognosezeiträume liefert die Trainingsbeanspruchung bessere Prognoseergebnisse.

Tab. 38. Modellprognose für den Leistungoutput [W] im AOST basierend auf der jeweils zeitlich vorgelagerten Trainingsperiode (VP1, VP2, WP1, VP) unter Einsatz des Trainingsinputs TRIMP bzw. [kJ] von S1 (TLR: Trainingsload-Reserve in der Modellkalibrierung; N: Anzahl der Leistungswerte im Kalibrierungszeitraum TP-1 und Prognosezeitraum TP; MAPE: mittlere relative Abweichung zwischen realen und simulierten/prognostizierten Leistungswerten; Sim. TP-1: Modellanpassung im Kalibrierungszeitraum; Prog. TP: Modellanpassung der Prognose; Sim. TP*: Best-Fit Modellanpassung im Prognosezeitraum (übernommen aus Kapitel 8.1.6); M: arithmetischer Mittelwert).

Trainings- periode (TP)	Leistungs- output	TRIMP						[kJ]					
		TLR [%]	N		MAPE [%]			TLR [%]	N		MAPE [%]		
		TP-1	TP-1	TP	Sim. TP-1	Prog. TP	Sim. TP*	TP-1	TP-1	TP	Sim. TP-1	Prog. TP	Sim. TP*
VP2	AOST [W]	38	25	10	2,43	3,54	1,06	29	25	10	2,18	7,27	1,03
WP1	AOST [W]	23	10	6	1,06	6,83	0,86	0	10	6	1,03	7,77	0,75
WP2	AOST [W]	15	6	5	0,87	4,32	1,36	9	6	5	0,97	1,24	1,29
WP	AOST [W]	44	34	10	3,07	3,67	1,07	4	34	10	2,44	3,80	1,17
<i>M</i>	AOST [W]				1.86	4.59	1.09				1.66	5.02	1.06

Betrachtet man den *strukturellen Leistungsverlauf* der Modellprognosen, für den *Trainingsinput TRIMP*, so zeigen sich teils deutliche Abweichungen von den originären Leistungsdaten. Die grafische Verlaufsanalyse zeigt, dass insbesondere hohe Trainingsloads (Prognosen VP2, WP2) punktuell markante Leistungsvariationen in der Leistungsprognose bedingen. Die Prognose der VP2 liefert eine phasenweise gute Anpassung an die Realdaten, wobei im Zeitraum nach dem Trainingslager eine insgesamt zu negative Leistungsentwicklung prognostiziert wird. Die Prognose der WP1 kann den Leistungsverlauf der Realdaten nicht nachvollziehen und fällt ebenfalls zu negativ aus. Für die Prognose der WP2 und WP ergibt sich ein phasenweise durchaus schlüssiger und gleichzeitig hoch variabler Leistungsverlauf, wobei auch hier punktuell teils erhebliche Abweichungen gegenüber dem Verlauf der Realdaten festzustellen sind.

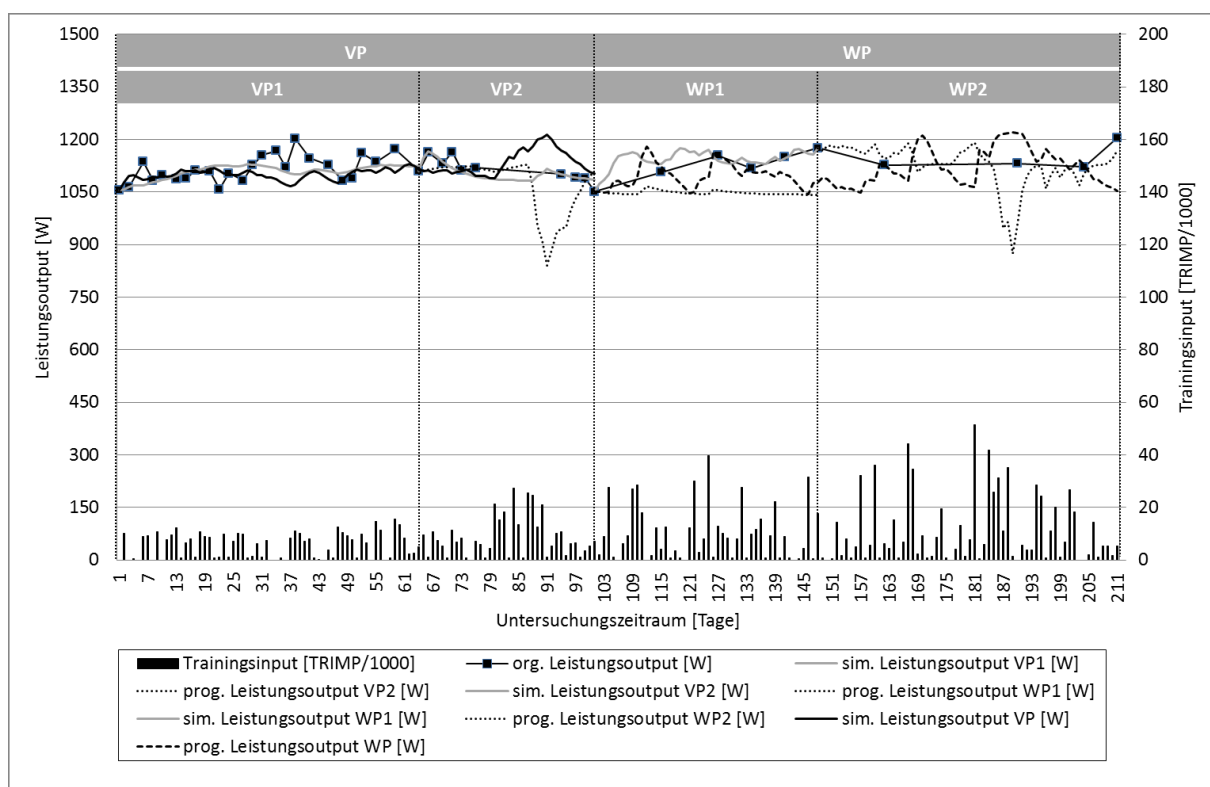


Abb. 32. Verlauf der realen, simulierten (der Prognose vorgeschaltete Kalibrierung) und prognostizierten Leistungswerte nach Trainingsperioden für den Leistungsoutput [W] im AOST und den Trainingsinput TRIMP von S1.

Vergleicht man gegenüberstellend die Modellprognose unter Verwendung des *belastungsbasierten Trainingsinputs*, so zeigt sich insbesondere für die Prognose der WP2 eine strukturell sehr gute Übereinstimmung mit den Originaldaten. Auch die Prognose der WP kann phasenweise den realen Leistungstrend abbilden, wobei die Leistungswerte tendenziell unterschätzt werden. In der Prognose der VP2 (Zeitpunkt des Trainingslagers) und WP1 kommt es dagegen zu simulativen Problemen mit teils deutlichen Abweichungen in der simulativen Leistungsprognose.

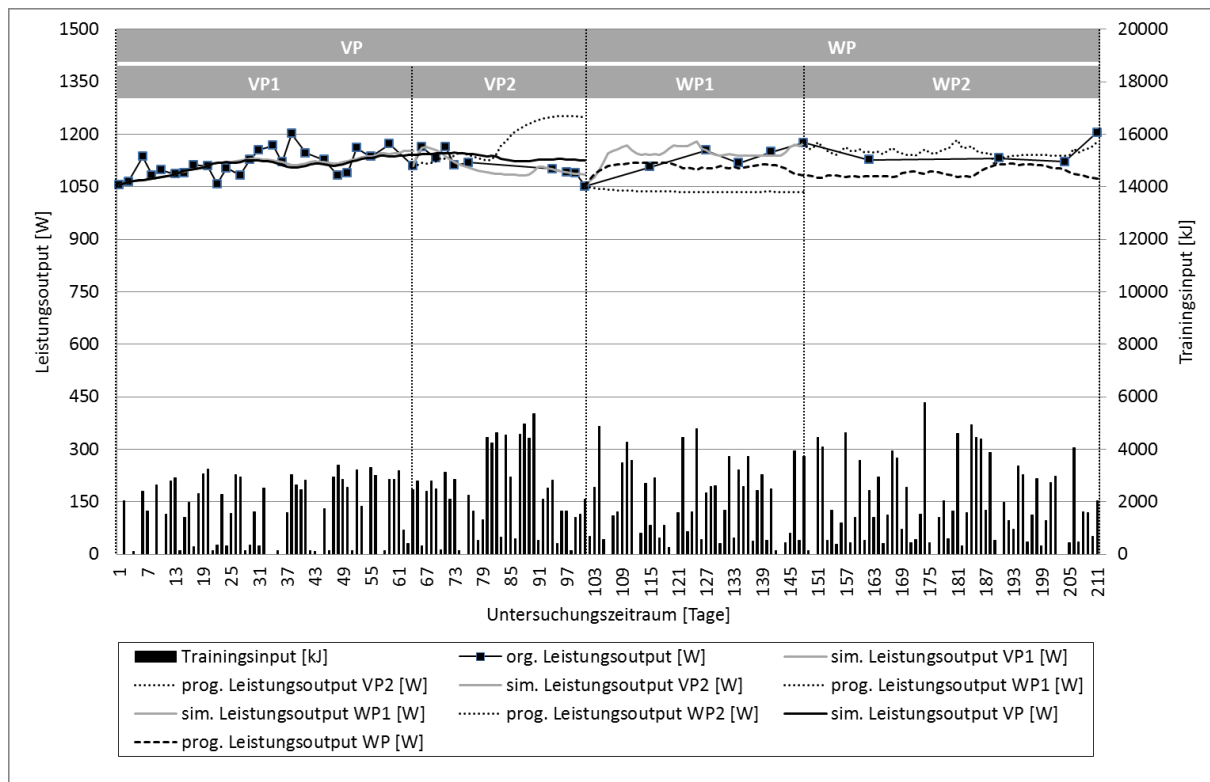


Abb. 33. Verlauf der realen, simulierten (der Prognose vorgeschaltete Kalibrierung) und prognostizierten Leistungswerte nach Trainingsperioden für den Leistungswert [W] im AOST und den Trainingsinput [kJ] von S1.

8.1.7.2 Proband S2

Für den *Leistungswert* im RBT zeigt die Modellprognose, gemessen am *MAPE*, in allen Prognosezeiträumen erhebliche Abweichungen von den Realdaten.

Tab. 39. Modellprognose für den Leistungswert [kJ] im RBT basierend auf der jeweils zeitlich vorgelegten Trainingsperiode (VP1, VP2, WP1, VP) unter Einsatz des Trainingsinputs TRIMP bzw. [kJ] von S2 (TLR: Trainingsload-Reserve in der Modellkalibrierung; N: Anzahl der Leistungswerte im Kalibrierungszeitraum TP-1 und Prognosezeitraum TP; MAPE: mittlere relative Abweichung zwischen realen und simulierten/prognostizierten Leistungswerten; Sim. TP-1: Modellanpassung im Kalibrierungszeitraum; Prog. TP: Modellanpassung der Prognose; Sim. TP*: Best-Fit Modellanpassung im Prognosezeitraum (übernommen aus Kapitel 8.1.6); M: arithmetischer Mittelwert).

Trainings- periode (TP)	Leistungs- output	TRIMP						[kJ]					
		TLR [%]	N		MAPE [%]			TLR [%]	N		MAPE [%]		
		TP-1	TP-1	TP	Sim. TP-1	Prog. TP	Sim. TP*	TP-1	TP-1	TP	Sim. TP-1	Prog. TP	Sim. TP*
VP2	RBT [kJ]	43	19	24	6,14	17,69	9,61	14	19	24	7,10	12,77	9,77
WP1	RBT [kJ]	12	24	6	9,98	12,85	0,99	0	24	6	9,77	18,38	1,98
WP2	RBT [kJ]	0	6	8	0,99	8,56	7,23	10	6	8	4,45	10,02	6,27
WP	RBT [kJ]	12	42	13	14,87	17,09	5,37	0	42	13	9,52	20,12	5,78
<i>M</i>	RBT [kJ]				8,00	14,05	5,80				7,71	15,32	5,95

Auffällig ist, dass die, den Prognosen vorgeschaltete Modellkalibrierung (Sim. TP-1), mit Ausnahme der WP2 (TRIMP), jeweils bereits mit einem erheblichen Simulationsfehler behaftet ist. Die Probleme in der Modellprognose können, vor dem Hintergrund

der vorliegenden „Best-Fit“ Modellanpassungen (Sim. TP) für den betreffenden Prognosezeitraum, jedoch teilweise relativiert werden. So zeigen sich für die VP2, WP2 und WP auch in der Modell-Fit-Analyse erhebliche Anpassungsprobleme. Die weitergehende Differenzierung der Prognoseergebnisse in Bezug auf den eingesetzten Trainingsinput liefert in drei der vier betrachteten Trainingsperioden leichte Vorteile zugunsten der Trainingsbeanspruchung.

Die *Verlaufsanalyse* der Prognosewerte unter Verwendung des *Trainingsinputs TRIMP* zeigt teils deutliche Abweichungen vom realen Leistungsverlauf.

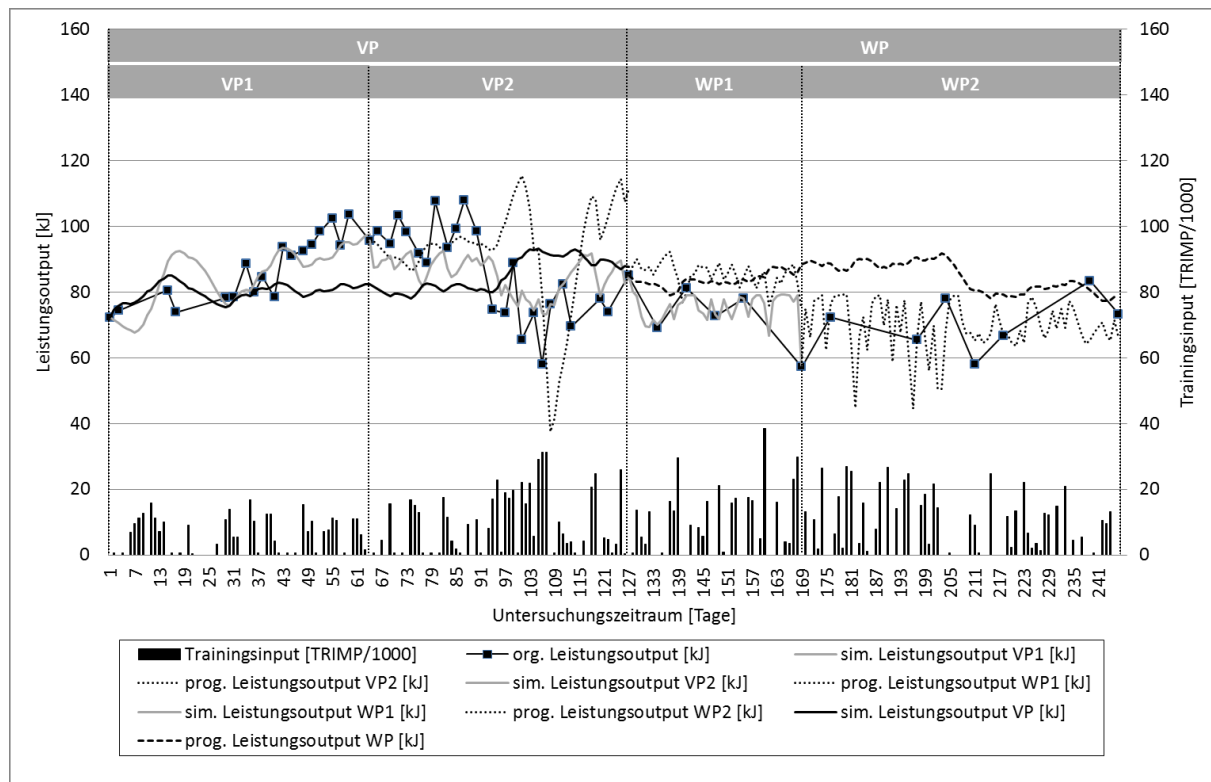


Abb. 34. Verlauf der realen, simulierten (der Prognose vorgeschaltete Kalibrierung) und prognostizierten Leistungswerte nach Trainingsperioden für den Leistungswert [kJ] im RBT und den Trainingsinput TRIMP von S2.

Die Prognose der WP fällt insgesamt zu positiv aus, da bereits im Kalibrierungszeitraum erhebliche Probleme bestehen, den Leistungsverlauf abzubilden. Auch die Prognose der VP2 zeigt, bezogen auf den Leistungseinbruch im Zeitraum des Trainingslagers, eine überschießende Leistungsreaktion. Positiv zu bewerten ist, dass der trainingsinduzierte Leistungseinbruch auch in der Modellprognose, wenn auch verlaufsdynamisch differierend, auftritt. Die Prognosen der Einzelperioden WP1 und WP2 können, bei gleichzeitig hoher Streuung in den Einzelwerten, nur einen allgemeinen Leistungstrend abbilden.

Die *verlaufsanalytische Betrachtung* der Modellprognosen unter Verwendung des *Trainingsinputs Trainingsbelastung* (kJ) ergibt für die Teilperiode WP und die Einzelperiode WP1 einen deutlich zu positiven Leistungsverlauf. Es zeigt sich, dass diesbezüglich bereits die Modellkalibrierung in der jeweils zugrunde liegenden Trainingsperiode simulativ problematisch ist.

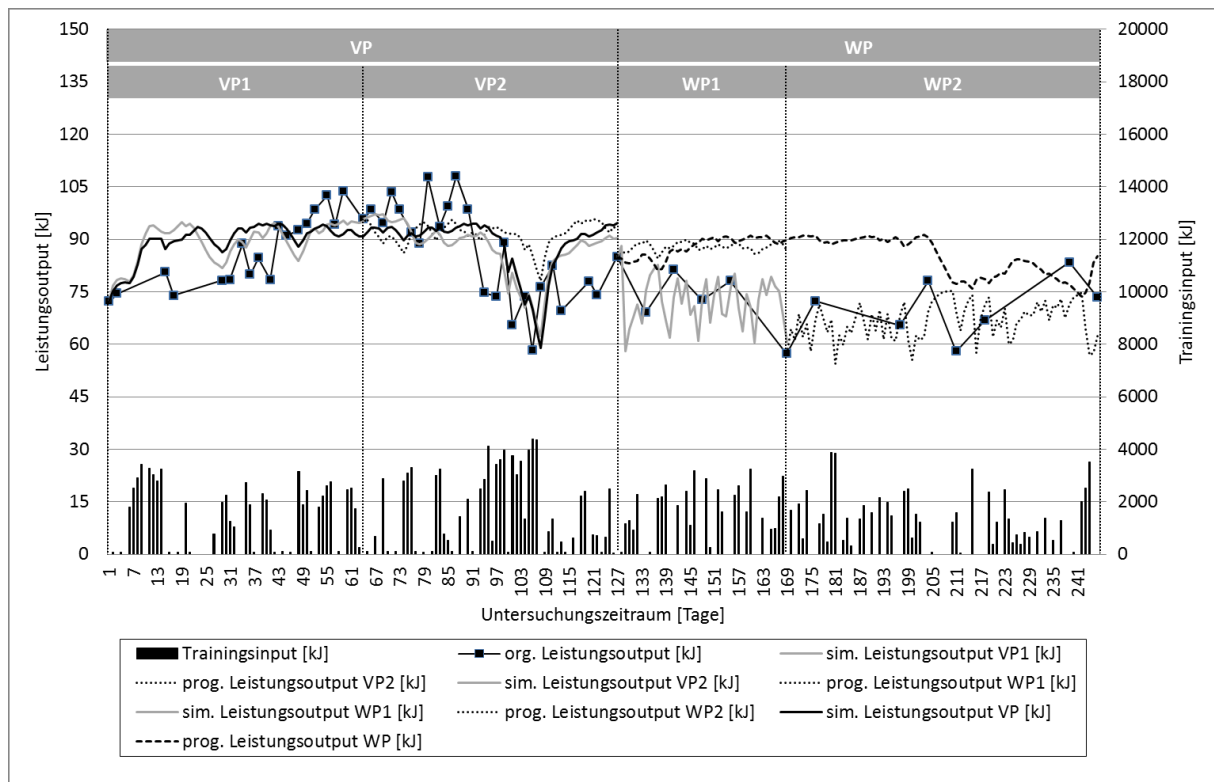


Abb. 35. Verlauf der realen, simulierten (der Prognose vorgeschaltete Kalibrierung) und prognostizierten Leistungswerte nach Trainingsperioden für den Leistungswert [kJ] im RBT und den Trainingsinput [kJ] von S2.

Die Prognose der VP2 kann den Leistungsverlauf der Originaldaten abschnittsweise mit gedämpfter Leistungsamplitude nachvollziehen. Bezogen auf Einzelwerte existieren aber auch hier teils erhebliche Differenzen. Insbesondere am Ende der VP2 wird ein deutlich zu positiver Leistungsverlauf (Leistungserholung) vorhergesagt. Die Prognose der WP2 zeigt sowohl im Simulations- als auch im Prognosezeitraum aufgrund kurz verzögerter Modellparameter eine hohe tageweise Leistungsvariation.

Die Analyse der Modellprognose unter Verwendung des *Leistungsoutputs im AOST* offenbart speziell in der VP2 simulative Probleme in der Abbildung der Realdaten.

Tab. 40. Modellprognose für den Leistungswert [W] im AOST basierend auf der jeweils zeitlich vorgelagerten Trainingsperiode (VP1, VP2, WP1, VP) unter Einsatz des Trainingsinputs TRIMP bzw. [kJ] von S2 (TLR: Trainingsload-Reserve in der Modellkalibrierung; N: Anzahl der Leistungswerte im Kalibrierungszeitraum TP-1 und Prognosezeitraum TP; MAPE: mittlere relative Abweichung zwischen realen und simulierten/prognostizierten Leistungswerten; Sim. TP-1: Modellanpassung im Kalibrierungszeitraum; Prog. TP: Modellanpassung der Prognose; Sim. TP*: Best-Fit Modellanpassung im Prognosezeitraum (übernommen aus Kapitel 8.1.6); M: arithmetischer Mittelwert).

Trainings- periode (TP)	Leistungs- output	TRIMP						[kJ]					
		TLR [%]	N		MAPE [%]			TLR [%]	N		MAPE [%]		
		TP-1	TP-1	TP	Sim. TP-1	Prog. TP	Sim. TP*	TP-1	TP-1	TP	Sim. TP-1	Prog. TP	Sim. TP*
VP2	AOST [W]	43	19	24	2,86	7,90	2,15	14	19	24	2,95	7,22	2,36
WP1	AOST [W]	12	24	6	2,15	1,40	0,38	0	24	6	2,36	1,25	0,51
WP2	AOST [W]	0	6	8	0,38	4,58	0,72	10	6	8	0,79	1,07	0,68
WP	AOST [W]	12	42	13	3,04	1,52	0,91	0	42	13	3,13	1,20	0,97
<i>M</i>	AOST [W]				2,11	3,85	1,04				2,31	2,69	1,13

Die übrigen Trainingsperioden liefern, beurteilt am *MAPE*, gute Übereinstimmungen mit den Originaldaten. Die den Prognosen vorgeschalteten Modellkalibrierungen (Sim.TP-1) unterstellen in allen betrachteten Zeiträumen zunächst eine gute Systemkalibrierung. Im Kontext der eingesetzten Inputalternativen Trainingsbeanspruchung (TRIMP) und Trainingsbelastung (kJ) ergeben sich in allen betrachteten Trainingsperioden bessere simulative Prognoseergebnisse für den Input Trainingsbelastung. Insbesondere in der WP2 resultiert der belastungsbasierte Trainingsinput in einem deutlich geringeren Prognosefehler.

Die *strukturelle Analyse* der Prognoseergebnisse zeigt in Bezug auf den *Trainingsinput TRIMP* für die Prognose der VP2 einen insgesamt zu negativen Leistungsverlauf, wobei diesbezüglich bereits in der Phase der Modellkalibrierung eine schlechte Modellanpassung zu erkennen ist. Die Prognosen der WP1 und WP liefern dagegen auch visuell gute Übereinstimmungen mit den originären Leistungswerten. Für die Prognose der WP2 ergeben sich, bedingt durch Kapazitätsprobleme im SP (Überlaffunktion), teils große tageweise Leistungsvariationen und dadurch bedingte Abweichungen.

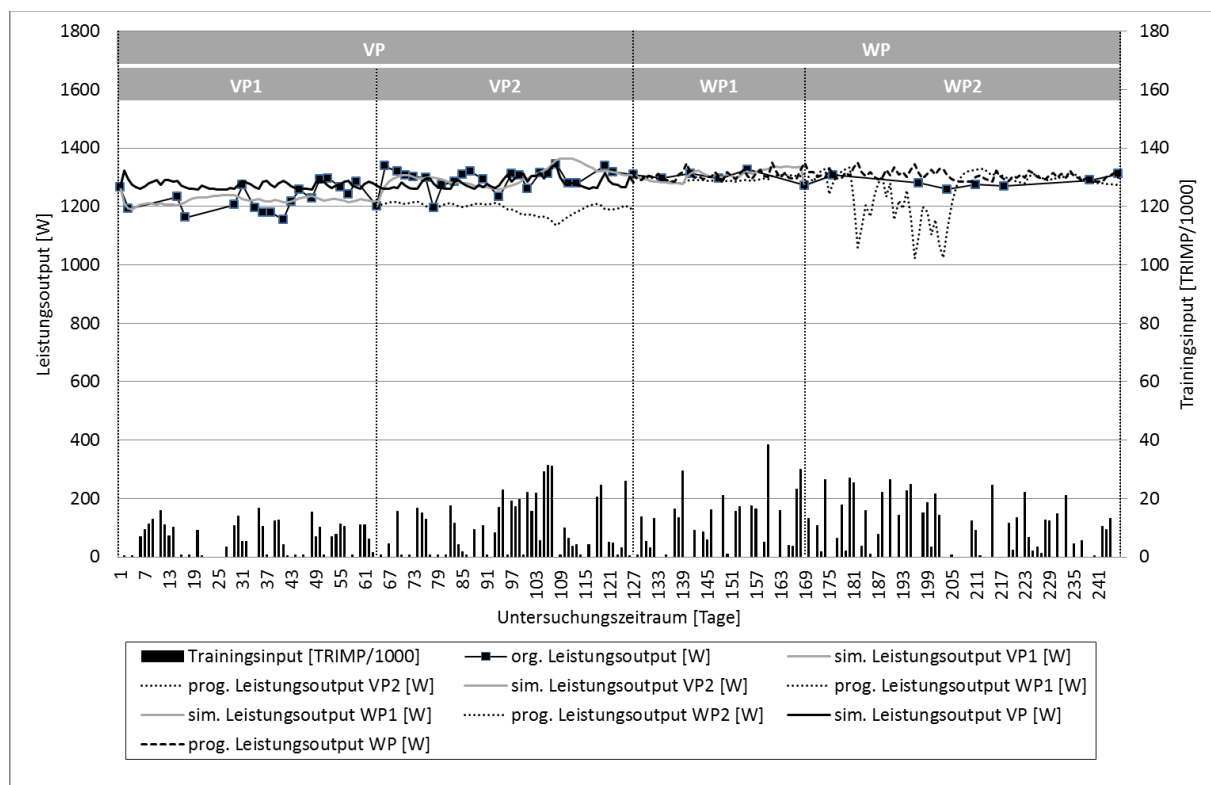


Abb. 36. Verlauf der realen, simulierten (der Prognose vorgeschaltete Kalibrierung) und prognostizierten Leistungswerte nach Trainingsperioden für den Leistungoutput [W] im AOST und den Trainingsinput TRIMP von S2.

Im Vergleich dazu ergeben sich für den *Trainingsinput Trainingsbelastung* (kJ) für die Prognosen der WP1, WP2 und WP gute Übereinstimmungen mit dem realen Leistungsverlauf. Die Leistungsprognose der VP2 fällt hingegen deutlich zu negativ aus, da bereits im Kalibrierungszeitraum ein insgesamt zu negativer Leistungsverlauf unterstellt wird.

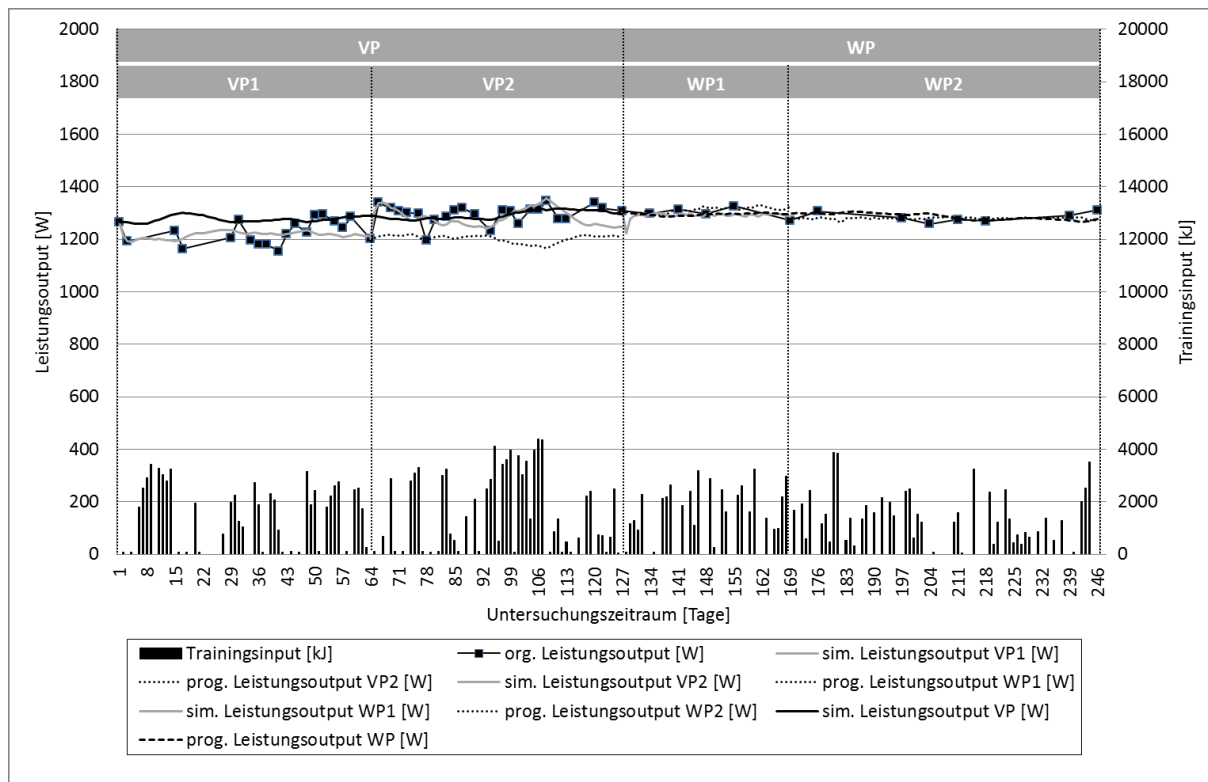


Abb. 37. Verlauf der realen, simulierten (der Prognose vorgeschaltete Kalibrierung) und prognostizierten Leistungswerte nach Trainingsperioden für den Leistungswert [W] im AOST und den Trainingsinput [kJ] von S2.

8.1.7.3 Proband S3

Proband S3 nahm erst ab der VP2 an der Untersuchung teil. Folglich ist eine Modellprognose für die VP2 nicht möglich. Die Leistungsprognose der Teilperiode WP basiert aufgrund dieser Tatsache ausschließlich auf den Simulationsdaten der VP2 (entspricht VP). Bedingt durch den identischen Kalibrierungszeitraum (VP entspricht VP2) verläuft die Prognose der WP1 in dieser Trainingsperiode identisch mit der Prognose der Teilperiode WP.

Tab. 41. Modellprognose für den Leistungswert [kJ] im RBT basierend auf der jeweils zeitlich vorgelegten Trainingsperiode (VP1, VP2, WP1, VP) unter Einsatz des Trainingsinputs TRIMP bzw. [kJ] von S3 (TLR: Trainingsload-Reserve in der Modellkalibrierung; N: Anzahl der Leistungswerte im Kalibrierungszeitraum TP-1 und Prognosezeitraum TP; MAPE: mittlere relative Abweichung zwischen realen und simulierten/prognostizierten Leistungswerten; Sim. TP-1: Modellanpassung im Kalibrierungszeitraum; Prog. TP: Modellanpassung der Prognose; Sim. TP*: Best-Fit Modellanpassung im Prognosezeitraum (übernommen aus Kapitel 8.1.6); M: arithmetischer Mittelwert).

Trainingsperiode (TP)	Leistungsoutput	TRIMP						[kJ]					
		TLR [%]	N		MAPE [%]			TLR [%]	N		MAPE [%]		
		TP-1	TP-1	TP	Sim. TP-1	Prog. TP	Sim. TP*	TP-1	TP-1	TP	Sim. TP-1	Prog. TP	Sim. TP*
VP2	RBT [kJ]												
WP1	RBT [kJ]	2	22	8	5,48	10,15	3,51	1	22	8	6,43	10,87	3,36
WP2	RBT [kJ]	0	8	7	3,51	8,12	4,07	0	8	7	3,36	8,64	4,30
WP	RBT [kJ]	2	22	14	5,48	9,69	5,95	1	22	14	6,43	11,30	5,42
M	RBT [kJ]				4,82	9,32	4,51				5,41	10,27	4,36

In Bezug auf den *Leistungsoutput im RBT* zeigen die Ergebnisse der differierenden Leistungsprognosen (WP1, WP2, WP), beurteilt am *MAPE*, für beide Inputalternativen durchgängig hohe Abweichungen von Realdaten. Auffällig ist jedoch, dass in den vorgeschalteten Kalibrierungszeiträumen (Sim. TP-1) ebenfalls bereits teils deutliche Anpassungsprobleme vorliegen.

Die *verlaufsanalytische Betrachtung* der Leistungsprognosen ergibt, für den *Trainingsinput TRIMP*, in allen Trainingsperioden erhebliche Probleme in der Abbildung des originären Leistungsverlaufs, bei gleichzeitig hoher tageweiser Leistungsfluktuation. Es gelingt der PerPot-Prognose nicht, den zugrunde liegenden Leistungstrend nachzuvollziehen. Ursächlich für die Probleme der Modellprognose ist eine insgesamt unbefriedigende Modelleinstellung in der jeweiligen Kalibrierungsphase.

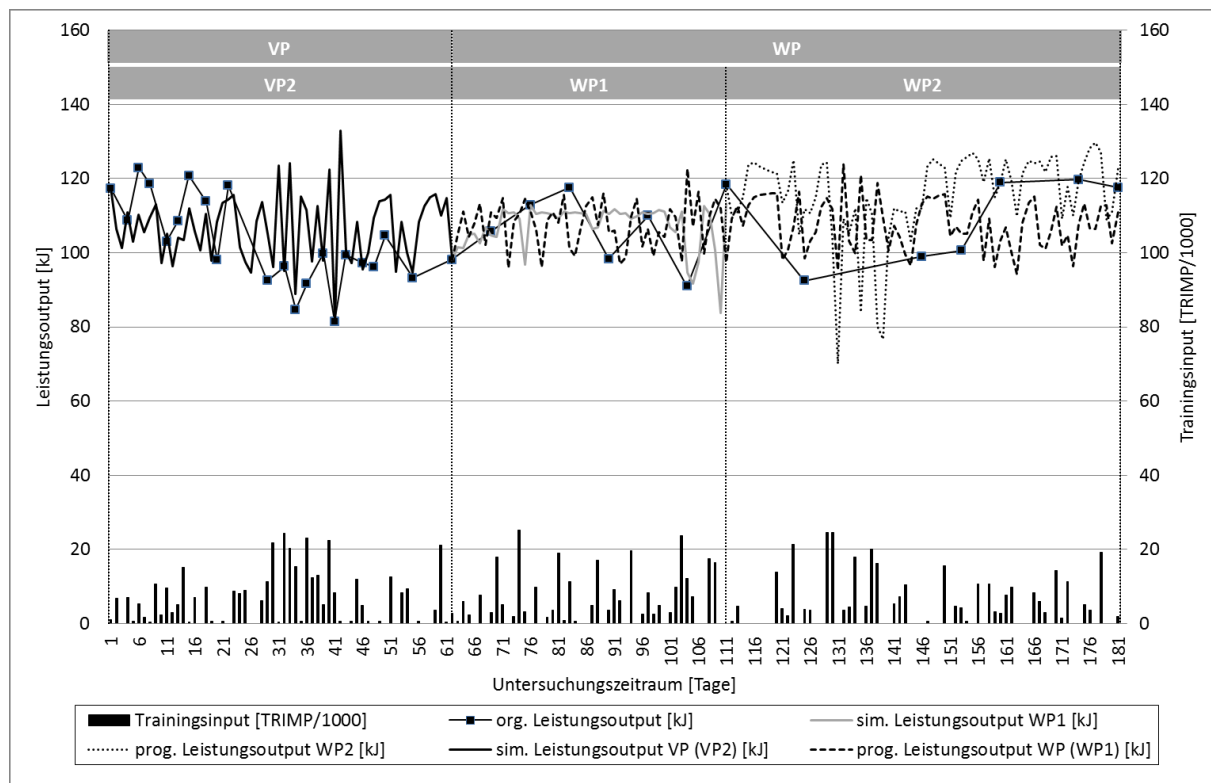


Abb. 38. Verlauf der realen, simulierten (der Prognose vorgeschaltete Kalibrierung) und prognostizierten Leistungswerte nach Trainingsperioden für den Leistungsoutput [kJ] im RBT und den Trainingsinput TRIMP von S3.

Bei Verwendung des *Trainingsinputs Trainingsbelastung* (kJ) zeigen sich in den einzelnen Modellprognosen identische Probleme. Lediglich die Prognose der WP2 liefert abschnittsweise einen strukturell schlüssigen Leistungsverlauf. Auch für den Input Trainingsbelastung gelingt es nicht, eine geeignete Konfiguration der Modellparameter zu finden, sodass bereits im Kalibrierungszeitraum von den Realdaten abweichende Leistungsverläufe dokumentiert sind.

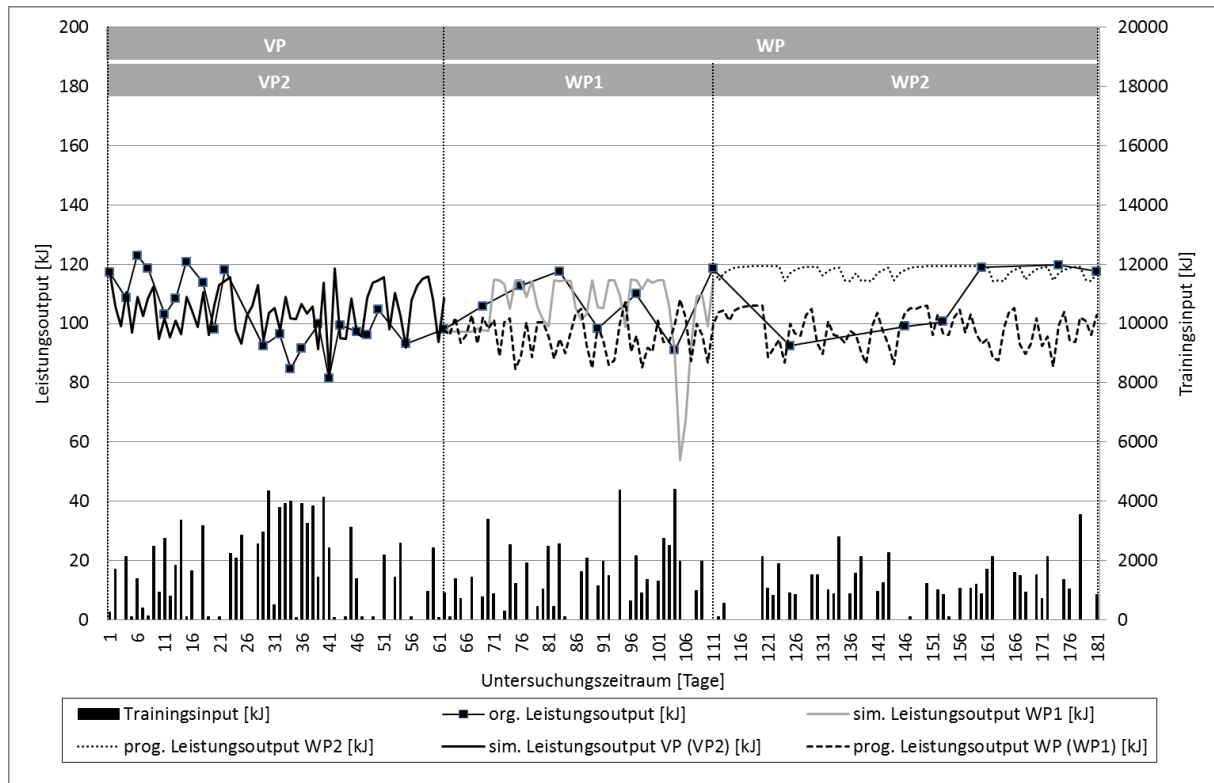


Abb. 39. Verlauf der realen, simulierten (der Prognose vorgeschaltete Kalibrierung) und prognostizierten Leistungswerte nach Trainingsperioden für den Leistungswert [kJ] im RBT und den Trainingsinput [kJ] von S3.

Unter Einsatz des *Leistungswerte im AOST* ergeben sich, beurteilt am *MAPE*, in den Modellprognosen befriedigende Anpassungen. Auch die, den Prognosen vorgeschalteten Kalibrierungsperioden zeugen von insgesamt guten Modellabstimmungen (Sim. TP-1). Bezogen auf die beiden Inputalternativen ergibt sich anhand der Prognoseergebnisse ein indifferentes Bild, sodass anhand der qualitativen Analyse keine Vorteile für eine der Eingangsgrößen auszumachen sind.

Tab. 42. Modellprognose für den Leistungswert [W] im AOST basierend auf der jeweils zeitlich vorgelagerten Trainingsperiode (VP1, VP2, WP1, VP) unter Einsatz des Trainingsinputs TRIMP bzw. [kJ] von S3 (TLR: Trainingsload-Reserve in der Modellkalibrierung; N: Anzahl der Leistungswerte im Kalibrierungszeitraum TP-1 und Prognosezeitraum TP; MAPE: mittlere relative Abweichung zwischen realen und simulierten/prognostizierten Leistungswerten; Sim. TP-1: Modellanpassung im Kalibrierungszeitraum; Prog. TP: Modellanpassung der Prognose; Sim. TP*: Best-Fit Modellanpassung im Prognosezeitraum (übernommen aus Kapitel 8.1.6); M: arithmetischer Mittelwert).

Trainingsperiode (TP)	Leistungsoutput	TRIMP						[kJ]					
		TLR [%]		N		MAPE [%]		TLR [%]		N		MAPE [%]	
		TP-1	TP-1	TP	Sim. TP-1	Prog. TP	Sim. TP*	TP-1	TP-1	TP	Sim. TP-1	Prog. TP	Sim. TP*
VP2	AOST [W]												
WP1	AOST [W]	2	23	8	2,62	3,73	1,25	1	23	8	2,50	3,71	1,19
WP2	AOST [W]	0	8	9	1,25	4,25	0,87	0	8	9	1,19	5,79	0,70
WP	AOST [W]	2	23	16	2,62	3,08	1,61	1	23	16	2,50	3,05	1,38
M	AOST [W]				2,16	3,69	1,24				2,06	4,18	1,09

Die *Verlaufsanalyse* der Leistungsprognosen, unter Einsatz der *Inputalternativen*, offenbart in beiden Fällen teils deutliche Abweichungen von den Realdaten.

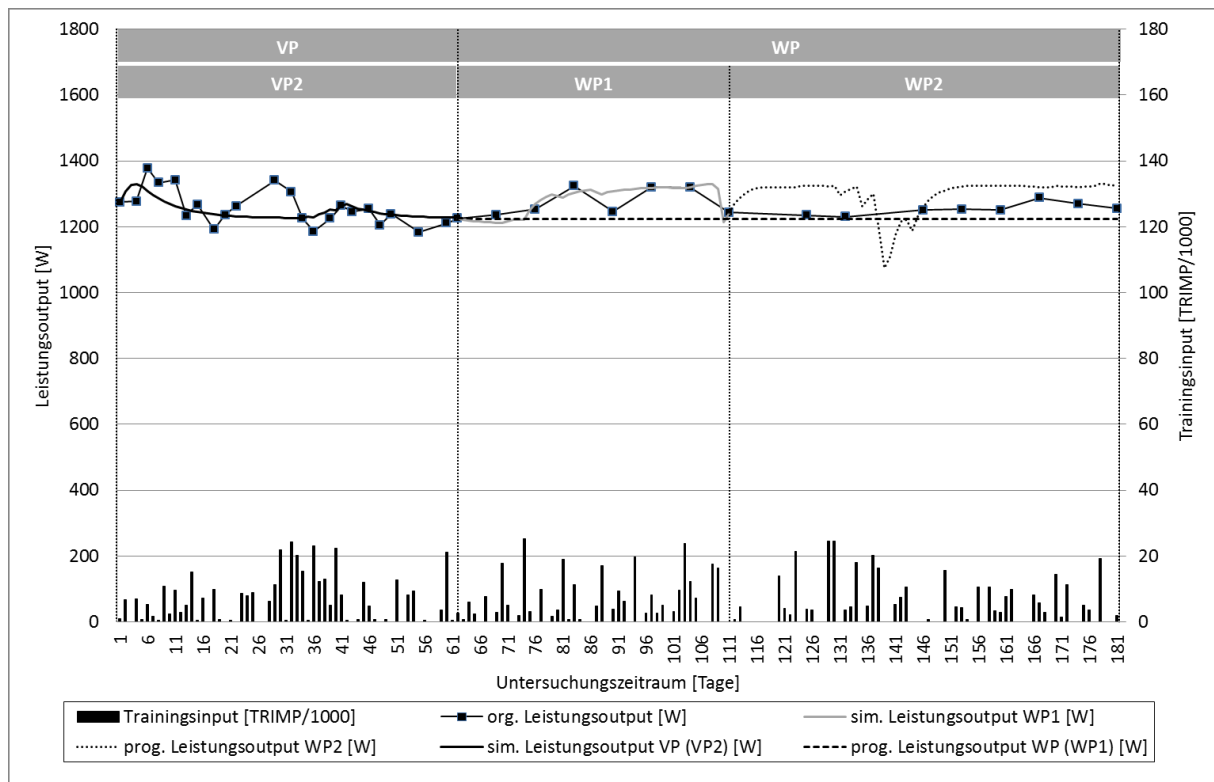


Abb. 40. Verlauf der realen, simulierten (der Prognose vorgeschaltete Kalibrierung) und prognostizierten Leistungswerte nach Trainingsperioden für den Leistungsausput [W] im AOST und den Trainingsinput TRIMP von S3.

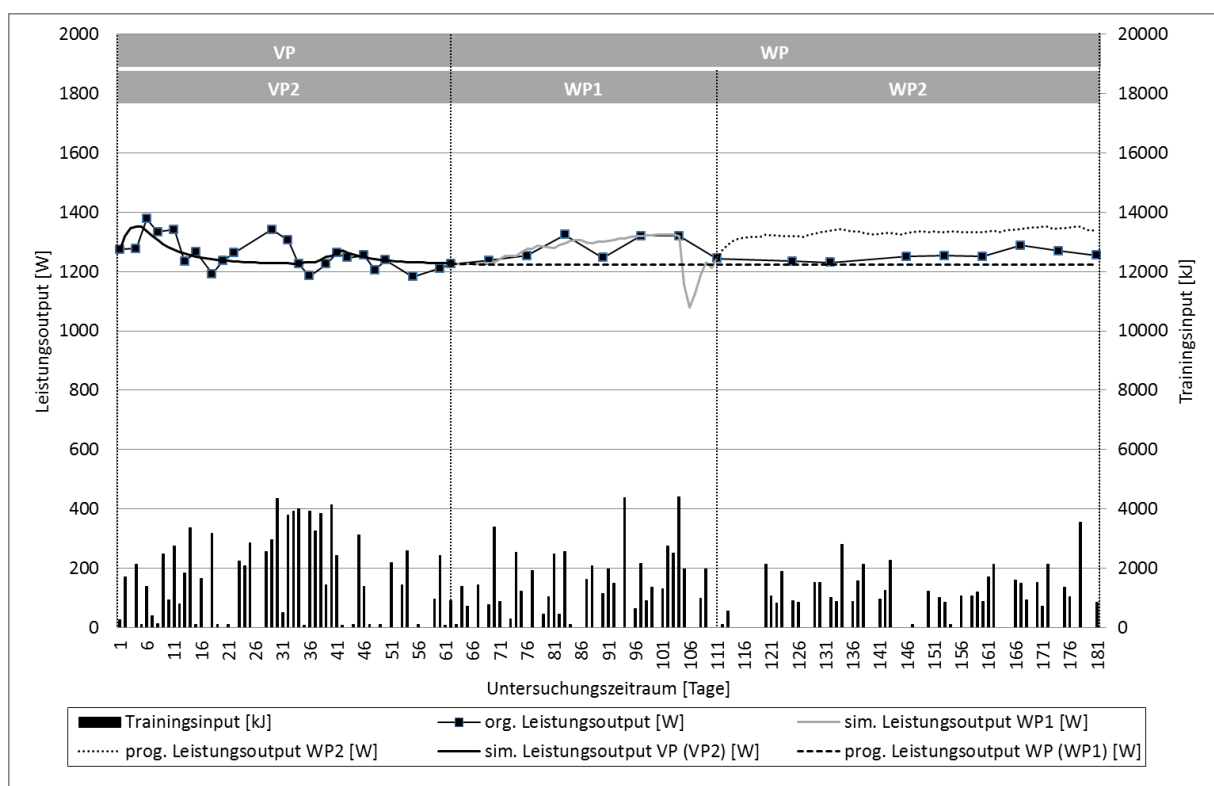


Abb. 41. Verlauf der realen, simulierten (der Prognose vorgeschaltete Kalibrierung) und prognostizierten Leistungswerte nach Trainingsperioden für den Leistungsausput [W] im AOST und den Trainingsinput [kJ] von S3.

Die strukturelle Analyse der Prognoseergebnisse zeigt, dass einzelne tagesbezogene Leistungsvariationen nicht nachvollzogen werden können und somit allenfalls die Abbildung eines allgemeinen Leistungstrends gelingt. Dies führt zu einer abschnittsweisen Über- bzw. Unterschätzung der Leistungsdaten.

8.2 Studie 2

8.2.1 Deskriptive Darstellung der Trainingsdaten

Zur besseren Einordnung der Untersuchungsergebnisse werden die Trainingsdaten vor dem Hintergrund der zugrunde liegenden Trainingsperiodisierung beleuchtet. Die Trainingsplanung der beteiligten Probanden basiert auf einer vierstufigen Trainingsperiodisierung, bestehend aus einer jeweils zweigeteilten Vorbereitungs- (VP) und Wettkampfperiode (WP). Die zeitliche Strukturierung der Trainingsperioden erfolgte bei den untersuchten Probanden nahezu identisch.

Tab. 43. Allgemeine Trainingsperiodisierung der examinierten Probanden in Studie 2.

Trainingsperiode	Zeitraum
<u>Übergangsperiode (ÜP)</u> Saisonpause	Oktober – November
<u>Vorbereitungsperiode 1 (VP1)</u> Trainingseinstieg mit Schwerpunkt Grundlagenausdauertraining	November – Januar
<u>Vorbereitungsperiode 2 (VP2)</u> Umfangblock mit ersten wettkampfspezifischen Intensitäten	Januar – März
<u>Wettkampfperiode 1 (WP1)</u> Allgemeine Wettkampfvorbereitung und Testwettkämpfe	März – Mai/Juni
<u>Wettkampfperiode 2 (WP2)</u> Spezifische Wettkampfvorbereitung und Wettkampfperiode	Mai/Juni – Juni/Juli

Die individuelle Trainingsplanung der Probanden orientierte sich an den Wettkampfhöhepunkten und dem vorbereitenden Wettkampfprogramm. Entsprechend des Leistungsniveaus und der persönlichen saisonalen Ausrichtung differierten die Trainingspläne bezüglich den absolvierten Trainingsumfängen sowie der inhaltlichen und methodischen Ausgestaltung.

Im Untersuchungszeitraum wurden von den Probanden fast ausschließlich radspezifische Trainingseinheiten absolviert. Nur in der VP wurde von den Probanden S4, S5 und S7 zudem ein- bis zweimal wöchentlich ein aufbauendes Krafttraining an Maschinen durchgeführt. Aufgrund der zeitlichen Begrenzung sowie des primär stabilisierenden Charakters dieser Trainingsinterventionen konzentrieren sich die weiteren Ergebnisdarstellungen und die simulative Anwendung der Trainingsdaten ausschließlich auf die radspezifischen Trainingseinheiten. Die nachfolgende deskriptive Darstellung der Trainingsdaten geschieht auf der Grundlage der individuellen Trainingsprotokollierungen der Probanden.

8.2.1.1 Proband S4

In der VP1 wurden vier bis sechs Trainingseinheiten pro Woche, mit einem wöchentlichen Trainingsumfang von zwölf bis 16 Stunden, absolviert. Der Trainingsschwerpunkt lag im Bereich des Grundlagenausdauertrainings. Einmal wöchentlich wurde zudem ein intensives K3-Trainingsprogramm auf dem Cyclus2 Ergometer durchgeführt. Verletzungsbedingt (Kniebeschwerden) konnten vor allem im Dezember die geplanten Trainingsumfänge nicht vollständig realisiert werden.

In der VP2 wurden die Trainingsumfänge, bei gleicher inhaltlicher Trainingsgestaltung wie in der VP1, weiter gesteigert. Die Trainingshäufigkeit in dieser Trainingsperiode lag bei fünf bis sieben Trainingseinheiten pro Woche und einem wöchentlichen Trainingsumfang von 14 bis 18 Stunden. Kernelement der VP2 bildete ein Umfangtrainingslager des bayerischen Landeskaders in Italien (18.–26.02.2012).

In der WP1 wurden erste Vorbereitungs- und Testwettkämpfe absolviert und der Trainingsschwerpunkt im Bereich des GA2-, EB- und SB-Trainings (wettkampfspezifische Intensitäten) gesetzt. Die Trainingshäufigkeit in der WP1 lag bei fünf bis sechs Trainingseinheiten wöchentlich und einem Trainingsumfang von zwölf bis 18 Wochenstunden. Aufgrund einer wettkampfbedingten Sturzverletzung Anfang Mai erfolgte am Ende der WP1 eine zweiwöchige Trainingspause.

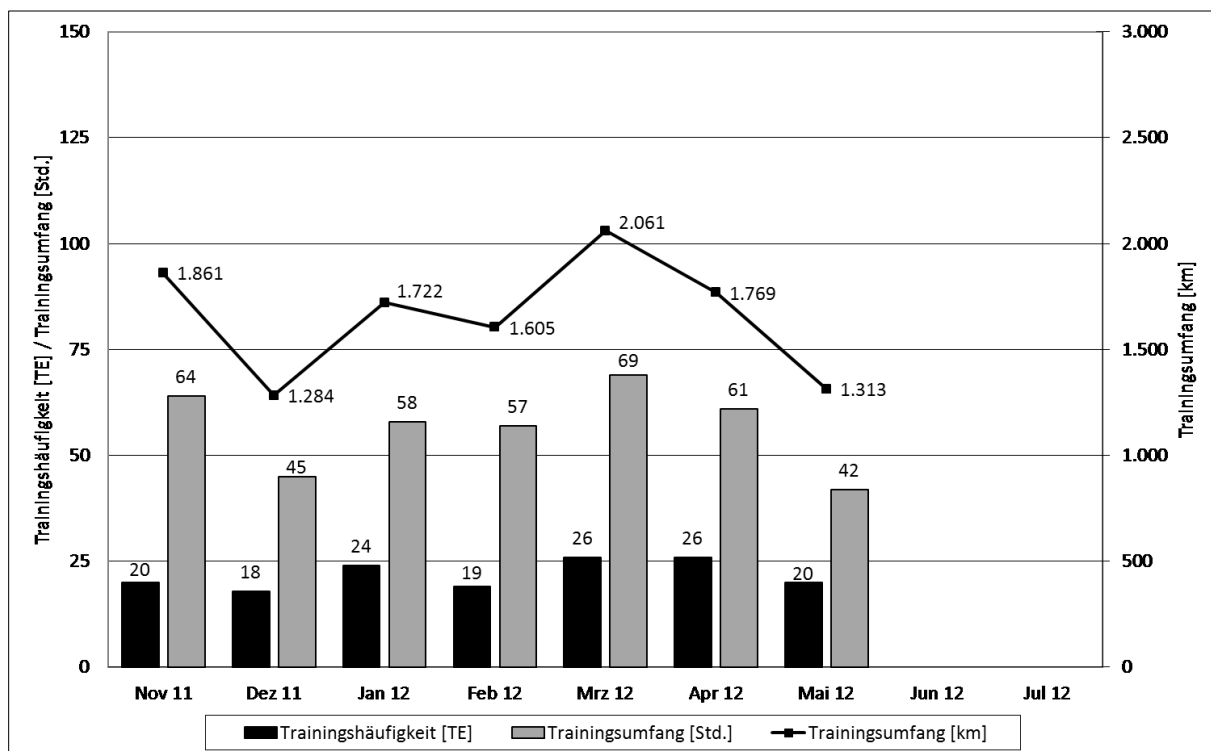


Abb. 42. Trainingshäufigkeit und Trainingsumfang des Radtrainings im relevanten Untersuchungszeitraum (S4).

8.2.1.2 Proband S5

In der VP1 wurden wöchentlich vier bis sechs Trainingseinheiten, entsprechend einem Trainingsumfang von zwölf bis 15 Wochenstunden, umgesetzt. Die inhaltliche

Ausrichtung des Trainings war auf die Entwicklung der radspezifischen Grundlagen- ausdauer ausgerichtet. Hierzu wurden blockweise Trainingseinheiten im GA1-Bereich trainiert. Ergänzend dazu absolvierte S5 einmal wöchentlich ein K3-Trainingsprogramm auf dem Cyclus2 Ergometer.

In der VP2 waren die Trainingsinhalte analog zur VP1 aufgebaut. Die Trainingshäufigkeit in dieser Trainingsperiode lag bei fünf bis sechs Trainingseinheiten pro Woche, mit einem wöchentlichen Trainingsumfang von zwölf bis 15 Stunden. Zentrales Element der VP2 bildete das Trainingslager des bayerischen Landeskaders (18.–26.02.2012) in Italien. Hier wurden neben gesteigerten Trainingsumfängen im GA1-Bereich auch erste wettkampfspezifische Trainingseinheiten umgesetzt und ein wöchentlicher Trainingsumfang von mehr als 25 Stunden realisiert.

Die WP1 wurde für erste Trainings- und Testwettkämpfe genutzt. Das Trainingsprogramm dieser Trainingsperiode umfasste vermehrt wettkampfspezifische Intensitäten im GA2-, EB- und SB-Bereich. Ergänzend dazu wurden weiterhin wöchentlich zwei bis drei GA1-Trainingseinheiten umgesetzt. Die Trainingshäufigkeit in der WP1 lag bei fünf bis sieben Trainingseinheiten pro Woche und 14 bis 18 Wochenstunden.

In der WP2 wurde der Saisonhöhepunkt, die deutsche Meisterschaft U19 Straße (17.06.2012), über intensive Trainingseinheiten im EB- und SB-Bereich sowie den Testwettkampf Tour du Pays Vaud (Schweiz) gezielt vorbereitet. Eine abschließende einwöchige Tapering-Phase, mit ein- bis zweistündigen Trainingseinheiten mittlerer Intensität, bildete die unmittelbare Wettkampfvorbereitung. Krankheitsbedingt (Atemwegsinfekt) musste die WP2, zwei Wochen vor dem Saisonhöhepunkt, für vier Tage unterbrochen werden.

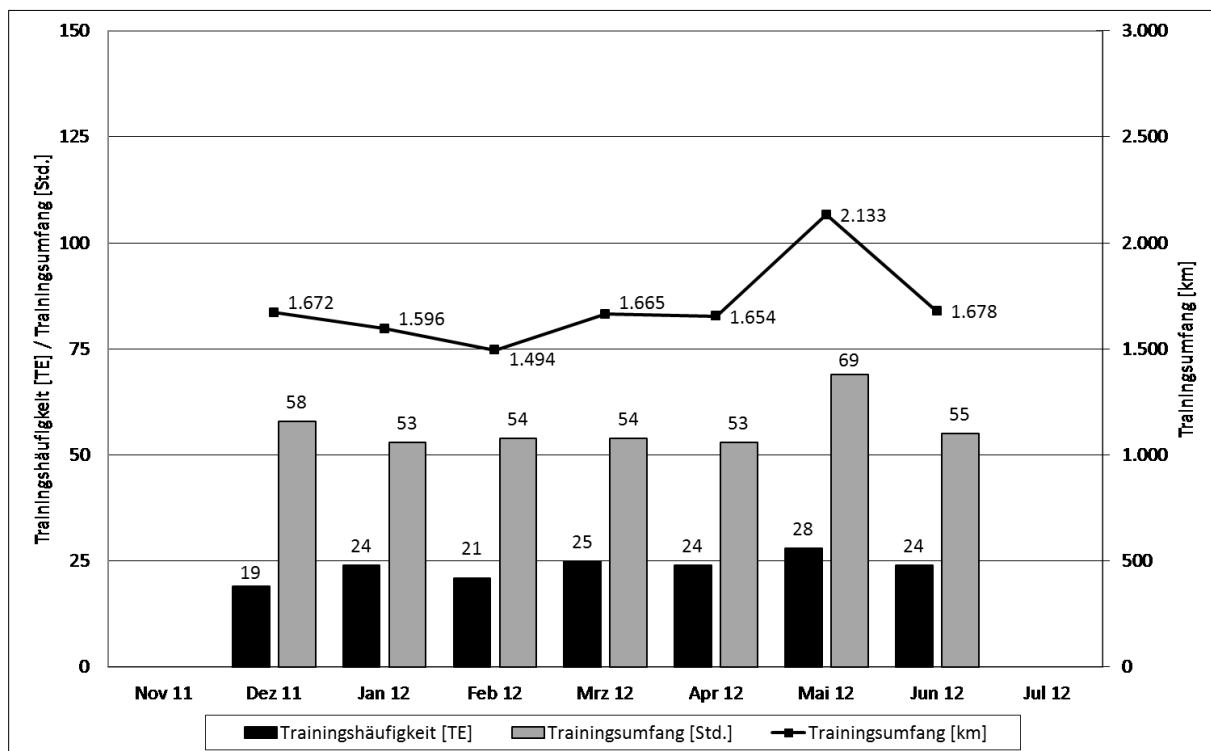


Abb. 43. Trainingshäufigkeit und Trainingsumfang des Radtrainings im relevanten Untersuchungszeitraum (S5).

8.2.1.3 Proband S6

In der VP1 lag die Trainingshäufigkeit bei vier bis fünf Trainingseinheiten pro Woche mit einem wöchentlichen Trainingsumfang von acht bis zwölf Stunden. Der Trainingsplan dieser Trainingsperiode war auf die Schulung der Grundlagenausdauer ausgerichtet. Neben dem ausdauerorientierten Training wurde einmal wöchentlich ein intensives K3-Training auf dem Rollentrainer durchgeführt. Bedingt durch schulische Verpflichtungen (Nachmittagsunterricht) konnten von Dezember bis Januar, speziell im GA1-Training, die geplanten Umfänge nur teilweise realisiert werden.

Zu Beginn der VP2 machte eine Schleimbeutelentzündung im Knie eine vierwöchige Trainingspause notwendig. Das im Februar parallel stattfindende Trainingslager des bayerischen Landeskaders in Italien konnte daher von S6 nicht zu Trainingszwecken genutzt werden. Erst am Ende der VP2 konnte S6 wieder mit aufbauendem Training im GA1-Bereich beginnen. Bedingt durch die Verletzungspause in der VP2 wurden zu Beginn der WP1 zunächst aufbauende Trainingseinheiten im GA1-Bereich umgesetzt. Ab Mitte April konnten erste wettkampfspezifische Intensitäten und Trainingswettkämpfe realisiert werden. Die Trainingshäufigkeit betrug in der WP1 fünf bis sechs Trainingseinheiten pro Woche (Trainingsumfang von 12–16 Wochenstunden).

Die WP2 wurde, im Hinblick auf den Saisonhöhepunkt deutsche Meisterschaft U19 Straße (17.06.2012), mit der internationalen 3-Etappenfahrt der U19 in Frankfurt am Main als vorbereitenden Testwettkampf eingeleitet. Der Trainingsumfang wurde, bedingt durch erhöhte Trainingsintensitäten und verschiedene Testwettkämpfe, im Vergleich zur WP1 leicht reduziert und lag bei elf bis 15 Wochenstunden. Die Trainingshäufigkeit betrug weiterhin fünf bis sechs Trainingseinheiten pro Woche.

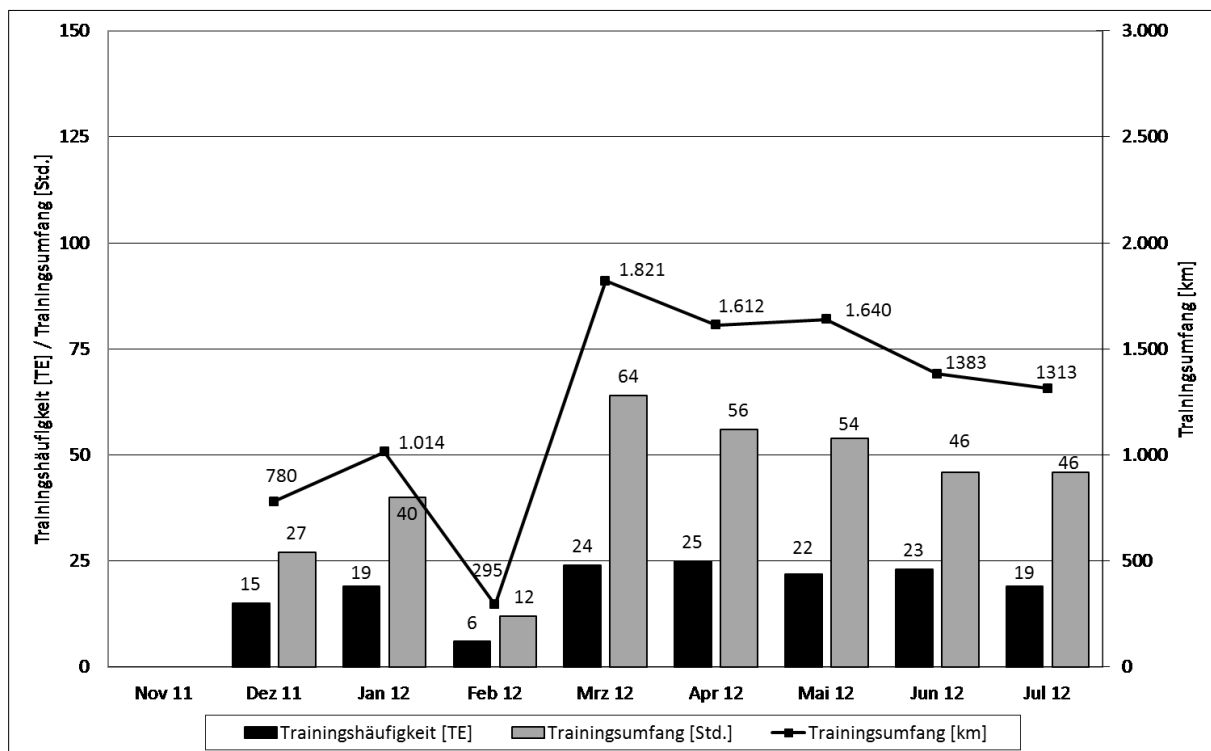


Abb. 44. Trainingshäufigkeit und Trainingsumfang des Radtrainings im relevanten Untersuchungszeitraum (S6).

8.2.1.4 Proband S7

In der VP1 konnte S7 aufgrund schulischer Restriktionen und krankheitsbedingter Ausfälle die gesteckten Trainingsvorgaben im Bereich des Grundlagenausdauertrainings nur bedingt umsetzen. Das ergänzend geplante intensive K3-Trainingsprogramm wurde regelmäßig einmal wöchentlich durchgeführt. Die Trainingshäufigkeit in der VP1 lag bei drei bis fünf Trainingseinheiten pro Woche und einem Trainingsumfang von acht bis zwölf Wochenstunden.

Die inhaltliche Trainingsgestaltung der VP2 orientierte sich an den Vorgaben der VP1 bei gleichzeitig wachsenden Trainingsumfängen. Kernelement der VP2 war ein Trainingslager (18.–26.02.2012) in Italien, welches gemeinsam mit dem bayerischen Landeskader, umgesetzt wurde. Die Trainingshäufigkeit in dieser Trainingsperiode lag bei vier bis sechs Trainingseinheiten pro Woche und einem Trainingsumfang von zwölf bis 15 Stunden wöchentlich. Im Zeitraum des Trainingslagers wurde der Trainingsumfang auf über 30 Wochenstunden erhöht.

In der WP1 wurden erste Trainings- und Testwettkämpfe bestritten. Im April konnte das Trainingsprogramm aufgrund der anstehenden schulischen Abschlussprüfungen jedoch nur auf reduziertem Niveau absolviert werden. Neben den grundlagenorientierten Trainingseinheiten wurden vermehrt auch intensive Trainingsprogramme im GA2-, EB- und SB-Bereich realisiert. Die Trainingshäufigkeit lag bei vier bis sechs Trainingseinheiten pro Woche (Trainingsumfang 12 bis 15 Wochenstunden).

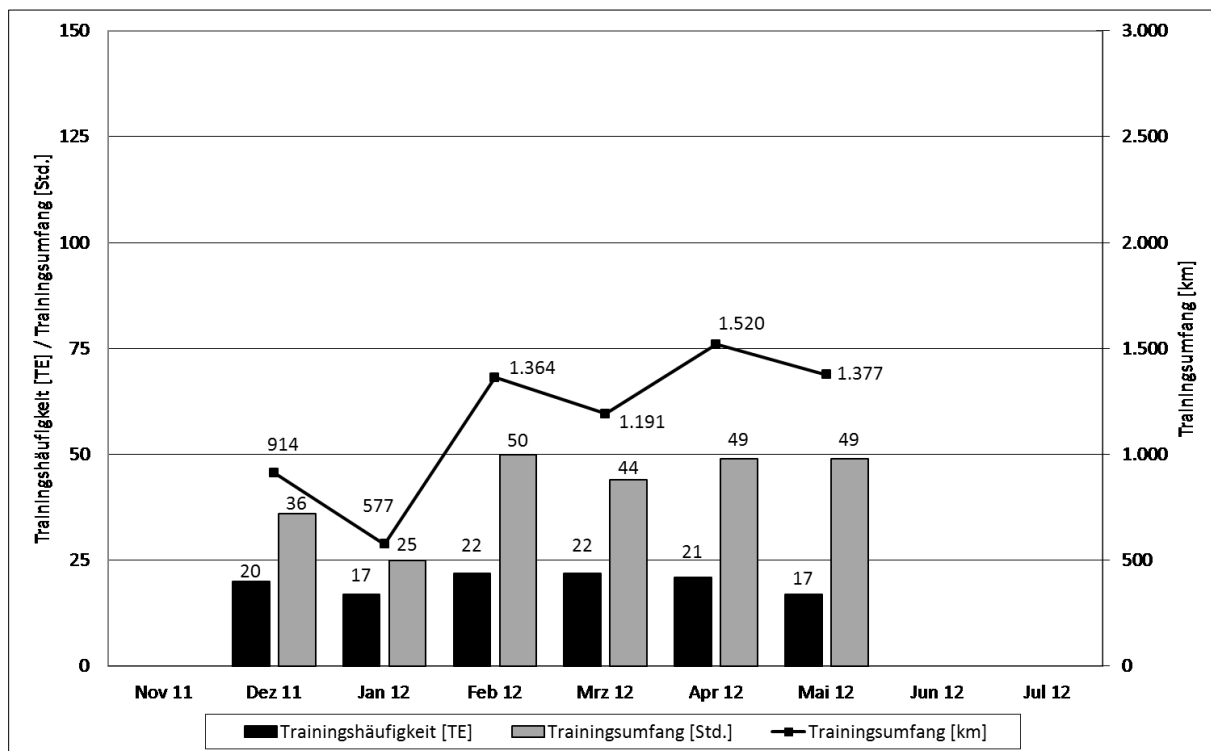


Abb. 45. Trainingshäufigkeit und Trainingsumfang des Radtrainings im relevanten Untersuchungszeitraum (S7).

8.2.2 Analyse des Leistungsprofils der Probanden

Im Hinblick auf die Analyse und differenzierte Beurteilung der fortlaufend erhobenen Leistungsdaten (Leistungsoutput) wird zunächst das individuelle Leistungsprofil der untersuchten Probanden näher charakterisiert. Nach Allen und Coggan (2010, 53ff.) lässt sich das wattbasierte Leistungsprofil der Probanden anhand der individuellen Maximalleistungen über 5 Sekunden, 1 Minute, 5 Minuten und 60 Minuten bestimmen. Die selektierten Leistungswerte dienen dabei als Indikatoren für die neuromuskuläre Leistungsfähigkeit, die anaerobe Kapazität, die $\text{VO}_{2\text{max}}$ und die Leistung im Bereich der Laktatschwelle. Die leistungsspezifische Einordnung der gewonnenen Leistungsdaten geschieht auf Basis einer achtstufigen Skala, ausgehend vom internationalen Profiniveau (Level 8), über die Leistungsstufen exceptional, excellent, very good, good, moderate, fair, bis zum Untrainierten (Level 1)³⁸.

Die nachfolgend dargestellten Leistungsprofile der Probanden basieren auf den individuellen 5-Sekunden-, 1-Minute-, 5-Minuten- und 60-Minuten- Maximalleistungen³⁹. Im Rahmen der Datenanalyse wurden die im Untersuchungszeitraum aufgezeichneten SRM (Fa. Schoberer Rad Messtechnik, Jülich, Deutschland) Trainings- und Wettkampfdaten herangezogen und hinsichtlich der individuellen zeitbezogenen Maximalleistungen untersucht. Die am Körpergewicht relativierten Bestleistungen wurden nach Allen und Coggan (2010, 53ff.) auf einer achtstufigen Skala dem persönlichen Power Profile Level zugeordnet.

Die auf Felddaten basierende Power Profile Analyse setzt eine ausreichende Anzahl zeitlich passender All-Out-Leistungen im betrachteten Zeitraum voraus, um interpretativ schlüssige Ergebnisse zu erzielen. Da in Studie 2 ausschließlich Kaderathleten mit leistungssportlichem Zugang betrachtet wurden und der Untersuchungszeitraum zudem intensive Trainingseinheiten und Wettkämpfe umfasste, ist davon auszugehen, dass eine hinreichende Datenstruktur vorliegt.

Tab. 44. Übersicht der am aktuellen Körpergewicht relativierten 5-Sekunden-, 1-Minute-, 5-Minuten- und 20-Minuten-Maximalleistung im Untersuchungszeitraum sowie des zugehörigen Power Profile Levels (nach Allen & Coggan, 2010) der Probanden in Studie 2.

Proband	rel. PP [W/kg]				Power Profile Level			
	5 sec.	1 min.	5 min.	60 min.	5 sec.	1 min.	5 min.	60 min.
S4	17,10	9,23	6,33	5,06	4	5	6	6
S5	15,87	8,78	5,87	4,45	4	5	6	5
S6	15,57	8,50	6,04	4,78	3	4	6	6
S7	18,30	8,87	5,97	4,90	5	5	6	6

Die Analyse der am aktuellen Körpergewicht relativierten Maximalleistungen zeigt bei allen Probanden ein rechtsverschobenes Leistungsprofil mit Stärken im Bereich der 5- und 60-Minuten-Leistungswerte. Bezogen auf die Einzelleistungen ergeben sich,

³⁸ Zur Vermeidung von Dopplungen sei ergänzend auf die theoretischen Ausführungen in Kapitel 8.1.2 verwiesen.

³⁹ Die 60-Minuten-Maximalleistung wurde rechnerisch anhand der 20-Minuten-Bestwerte bestimmt (Allen & Coggan, 2010, 47).

in Abhängigkeit des betrachteten zeitabhängigen Leistungswertes, jedoch teils deutliche Leistungsdifferenzen innerhalb der Probandengruppe. Insgesamt unterstreicht das Leistungsniveau der Probanden die, im Rahmen der Selektionskriterien, für diese Studie festgelegten Leistungsanforderungen.

Proband S4 zeigt ein rechtsverschobenes Leistungsprofil, welches idealtypisch für einen Bergspezialisten, tempofesten Fahrer und Zeitfahrer steht (Allen & Coggan, 2010, 59f.). Insbesondere die 5-Minuten-Bestleistung von S4 ist herausragend und deutet auf spezifische Fähigkeiten bei topografisch anspruchsvollen Wettkampfstrecken hin. Aufgrund des geringen Körpergewichts von S4 sind Stärken im Zeitfahren hingegen nur bei Bergzeitfahren zu erwarten. Die im intraindividuellen Vergleich starken Leistungswerte über fünf Sekunden und eine Minute sind, im Hinblick auf wettkampffentscheidende Sprintfähigkeiten, ebenfalls als positiv zu bewerten. Speziell bei Sprintentscheidungen, innerhalb der Kategorie der Bergfahrer, verfügt S4 über gute Erfolgsaussichten.

Die Probanden S5 und S6 verfügen ebenfalls über ein typisch rechtsverschobenes Leistungsprofil. Im direkten Vergleich mit S4 liegen deren Leistungskennziffern jedoch auf einem niedrigeren Niveau. Insbesondere bei der 5-Sekunden-Maximalleistung zeigen S5 und S6 deutliche Defizite, was auf eine geringere neuromuskuläre Leistungsfähigkeit schließen lässt. Die 5-Minuten- und 60-Minuten-Maximalleistungen unterstreichen die ausgeprägten Fähigkeiten beider Probanden im Bereich der VO_{2max} und der Laktatschwelle. S6 zeigt im direkten Vergleich mit S5 eine stärker ausgeprägte Rechtsverschiebung im Leistungsprofil. Für beide Probanden sind gute Wettkampfergebnisse primär auf topografisch anspruchsvollen Wettkampfstrecken zu erwarten. Aufgrund der geringen 5-Sekunden-Leistungen sind, auch bei entsprechender wettkampfbedingter Vorselektion der Spitzengruppe, nur dann gute Wettkampfergebnisse zu erwarten, wenn der Zielsprint aus hohem Grundtempo und guter Position gefahren wird, sodass die maximale Sprintleistung (Antritt) eine untergeordnete Rolle spielt.

S7 zeigt ein rechtsverschobenes Leistungsprofil mit persönlichen Stärken bei den 5- und 60-Minuten-Leistungswerten, was idealtypisch für einen Bergspezialisten, tempofesten Fahrer und Zeitfahrer ist (Allen & Coggan, 2010, 59f.). Markant sind die beiden intraindividuell vergleichsweise hohen Leistungswerte im Bereich der 5-Sekunden- und 1-Minuten-Leistung. Das Leistungsprofil deutet darauf hin, dass S7, unter bestimmten Voraussetzungen, auch bei Sprintentscheidungen Erfolgschancen hat. Insbesondere bei Sprints aus kleinen Gruppen bzw. bei langen und schnellen Massensprints, idealerweise bergauf, sind gute Voraussetzungen gegeben.

Die Analyse der individuellen Leistungsprofile liefert einen differenzierten Einblick in die individuelle Leistungsfähigkeit der Probanden. Die gewonnenen Erkenntnisse bestätigen die aus Wettkampferfahrungen bekannten individuellen Stärken und Schwächen (vgl. Kapitel 7.2.1).

Abschließend bleibt festzuhalten, dass die im Rahmen der Power Profile Analyse generierten zeitabhängigen maximalen Leistungswerte ausschließlich aus Felddaten

(Training und Wettkampf) resultieren, während die nachfolgend dargestellten leistungsdiagnostisch erhobenen Kennziffern (Leistungsoutput) anhand leistungsdiagnostischer Testinterventionen unter standardisierten Laborbedingungen (Ergometer bzw. Rollentrainer) erhoben wurden.

8.2.3 Deskriptive Darstellung der Leistungsdaten

Die Trainingsprozess begleitend fortlaufend erhobenen Leistungskennziffern werden nachfolgend verlaufsanalytisch näher beleuchtet, um Einblicke in die trainingsinduzierte Leistungsentwicklung der Probanden zu erhalten. In der Studie 2 kamen zwei differierende Leistungstests zum Einsatz. Bei S4 und S5 wurde die mechanische Arbeit in kJ bis zu Ausbelastung (Energy Expenditure, EE) beim rampenförmigen Belastungstest (RBT) bestimmt, während bei S6 und S7 die mittlere Leistung (Mean Power, MP) im 5-Minuten-Time-Trial-Test (TTT) ermittelt wurde (vgl. Kapitel 7.2.3).

Im Hinblick auf die simulative Anwendung wurde die Datenreihe des Leistungsoutputs zunächst um nicht trainingsinduzierte Messwerte (z.B. krankheitsbedingte Testergebnisse, technisch bedingte Messfehler, etc.) bereinigt. Die Selektion der ausgeschlossenen Messwerte basiert auf den individuellen Trainingsaufzeichnungen und dem Feedback der Probanden.

Tab. 45. *Dauer des Untersuchungszeitraums in Tagen und Anzahl der absolvierten, gelöschten und für die PerPot-Simulation verwendeten Testleistungen im RBT bzw. TTT nach Probanden in Studie 2.*

Proband	Untersuchungszeitraum in Tagen	Anzahl der Testwerte Leistungsoutput RBT / TTT		
		Gesamt	Gelöscht	Simulation
S4	185	36	0	36
S5	205	36	1	35
S6	223	30	3	27
S7	178	35	1	34

Die Testleistungen im RBT und TTT wurden zur interpretativen Absicherung im Vorfeld der simulativen Anwendung mit den Ergebnissen der begleitend durchgeführten statusdiagnostischen Laboruntersuchungen sowie den Kennziffern der Leistungsprofilanalyse abgeglichen. Die saisonalen Bestwerte des TTT konnten mit den Daten der Leistungsprofilanalyse (vgl. Kapitel 8.2.2) jeweils bestätigt werden. Vorliegende Diskrepanzen zwischen den Messergebnissen lassen sich anhand der differierenden Settings (Labor versus Feld) erklären.

Auch der Vergleich der beiden Testverfahren RBT und TTT mit den Daten der vorliegenden statusdiagnostischen Untersuchungen im Untersuchungszeitraum zeigt eine hohe Übereinstimmung zwischen den Maximalleistungen in der Statusdiagnostik (Ausbelastungsleistung, Max. [W]) und den zum jeweiligen Untersuchungszeitpunkt vorliegenden Testleistungen im RBT [kJ].

Tab. 46. Auswertung der statusdiagnostischen Laboruntersuchungen und Gegenüberstellung der Testleistungen im RBT [kJ] bzw. TTT [W] zum jeweiligen Testzeitpunkt in Studie 2 (IANS: Individuelle anaerobe Schwelle nach Dickhuth et al. (1991); Max.[W]: Ausbelastungsleistung).

Proband	Datum	2mmol [W]	4mmol [W]	6mmol [W]	IANS [W]	Max. [W]	RBT [kJ]	TTT [W]
S4	18.01.2012	277,5	310,7	329,1	290,9	350,0	127,4	-
S4	02.04.2012	287,4	329,8	351,3	306,9	360,0	139,9	-
S5	18.01.2012	246,3	278,1	295,0	263,2	300,0	93,8	-
S5	21.03.2012	263,4	296,9	313,9	266,5	340,0	101,3	-
S6	14.01.2012	260,1	304,6	317,8	287,3	340,0	-	352,5
S6	21.03.2012	286,6	317,6	339,3	297,5	340,0	-	357,0
S7	12.11.2011	271,5	306,0	331,5	276,0	350,0	-	355,1
S7	26.01.2012	277,8	307,4	342,0	285,5	363,3	-	360,0

Die qualitative Analyse der eingesetzten Testverfahren RBT und TTT bekräftigt damit, in Ergänzung zu den eingangs dokumentierten empirischen Befunden (vgl. Kapitel 7.2.3), deren inhaltliche und sportartspezifische Validität.

Nachfolgend werden die Leistungsdaten in Abhängigkeit des eingesetzten Testverfahrens separat für jeden Probanden deskriptiv dargestellt. Im Rahmen der Verlaufskarakterisierung wird zum besseren Verständnis jeweils der beanspruchungsbasierte Trainingsinput TRIMP (vgl. Kapitel 7.2.2) exemplarisch gegenübergestellt.

8.2.3.1 Proband S4

Der zeitliche Leistungsverlauf im RBT zeigt für die Absolut- und die am aktuellen Körpergewicht relativierten Werte aufgrund der geringen saisonalen Körpergewichtsschwankungen von S4 ($M=60,8$; $SD=0,6$) keine nennenswerten Differenzen.

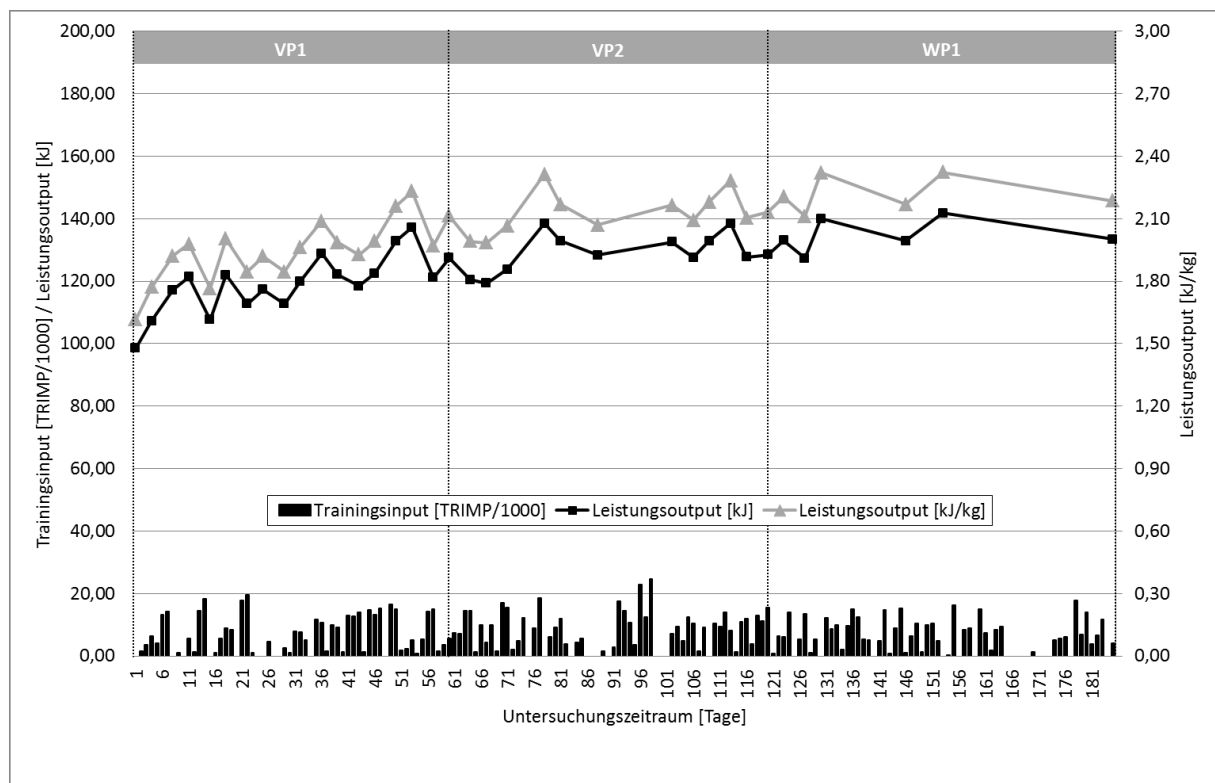


Abb. 46. Entwicklung der Testleistungen im RBT in [kJ] und [kJ/kg] im Untersuchungszeitraum (S4).

In der VP1 und zu Beginn der VP2 zeigt sich eine wellenförmig positive Leistungsentwicklung vom Startwert 98,5 kJ bis zum Höchstwert 138,5 kJ. Dies entspricht einer Leistungssteigerung von 40,6 Prozent in Relation zur Ausgangsleistung bei Studienbeginn. In der WP1 steigt die Leistung weiter an und erreicht mit 141,7 kJ den absoluten Höchstwert im Untersuchungszeitraum. In Bezug auf den Startwert der VP1 bedeutet dies eine Leistungssteigerung von 43,8 Prozent. Die Testergebnisse liegen insbesondere in der zweiten Hälfte der WP1 auf konstant hohem Niveau.

Die Analyse der mittleren trainingsperiodenbezogenen Testergebnissen im RBT zeigt zusammenfassend einen progressiven Verlauf von der VP1 bis zur WP1 sowohl bei den Absolutwerten als auch bei den am aktuellen Körpergewicht relativierten Testleistungen.

Tab. 47. Trainingsperiodenbezogener mittlerer Leistungsoutput im RBT in [kJ] und [kJ/kg] von S4 (N: Anzahl der Testleistungen; EE: Energy Expenditure; M: arithmetischer Mittelwert; SD: Standardabweichung).

Trainingsperiode	RBT				
	N	EE [kJ]		rel. EE [kJ/kg]	
		M	SD	M	SD
VP1	18	119,3	9,4	1,95	0,15
VP2	13	129,1	5,9	2,13	0,10
WP1	7	133,8	5,3	2,21	0,09

8.2.3.2 Proband S5

Der strukturelle Leistungsverlauf der Absolutwerte und der am aktuellen Körpergewicht relativierten Testwerte im RBT zeigt bei S5 aufgrund der geringen Schwankungen im Körpergewicht ($61,2 \pm 0,6$ kg) keine bedeutsamen Differenzen.

In der VP1 liegen die Testleistungen im RBT relativ konstant im Bereich um 90 kJ. Das ausdauer- und umfangbetonte Training führte hier zunächst zu keiner Leistungssteigerung. Zu Beginn der VP2 setzen sich die Testergebnisse auf ähnlichem Niveau fort. Gegen Mitte der VP2 ist, im Vorfeld des Trainingslagers, ein Leistungsanstieg auf ein neues Leistungsniveau im Bereich von 100 kJ zu verzeichnen. Der absolute Höchstwert der VP2 liegt bei 105,4 kJ. Dies entspricht einer Leistungssteigerung, im Vergleich zum Ausgangswert der VP1, von 16,1 Prozent.

Auch in der WP1 und WP2 ist nur eine geringe Variabilität in den Testleistungen festzustellen und die absoluten Testwerte stagnieren auf dem zuvor erreichten Niveau um 100 kJ. Die Höchstleistung der WP1 beträgt 103,1 kJ und die der WP2 100,6 kJ.

Besonders bemerkenswert beim Leistungsverlauf von S5 ist die einmalige, adaptive Leistungsverbesserung im Vorfeld des Trainingslagers, bei gleichzeitig hoher Konstanz der Leistungswerte vor und nach diesem Ereignis.

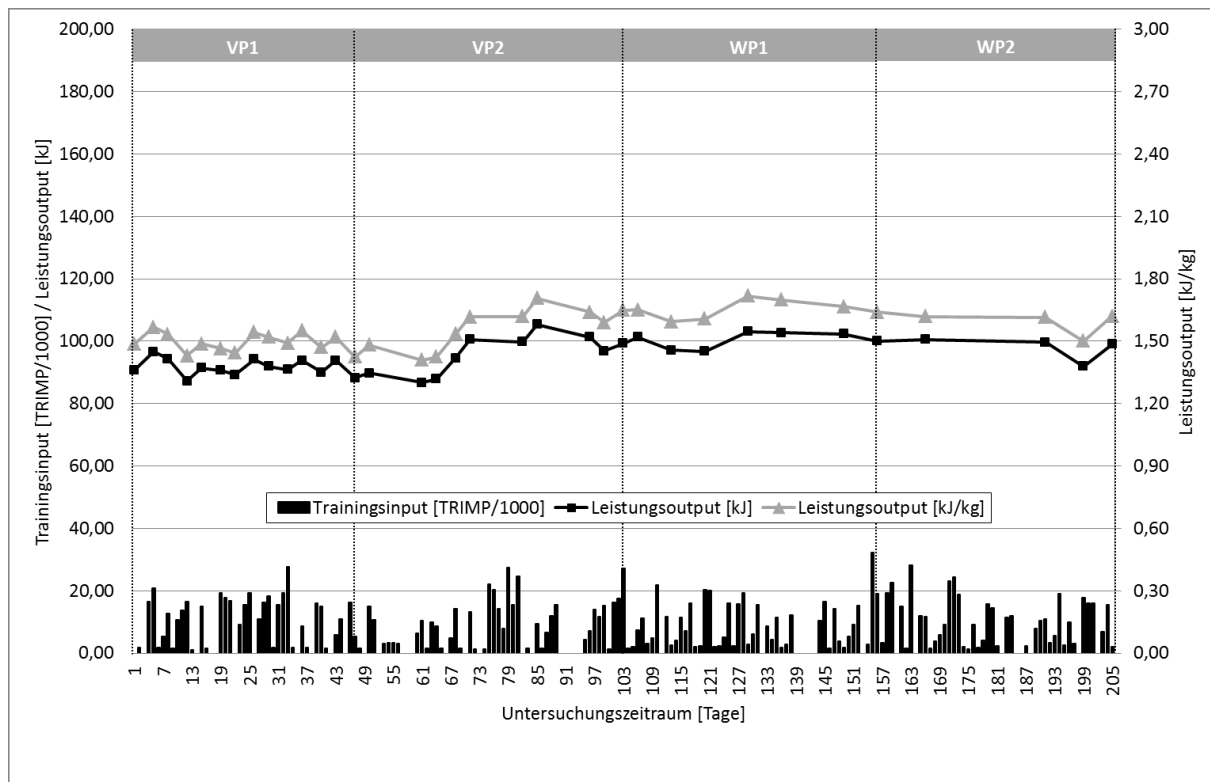


Abb. 47. Entwicklung der Testleistungen im RBT in [kJ] und [kJ/kg] im Untersuchungszeitraum (S5).

Zusammenfassend ist festzustellen, dass trainingsperiodenbezogen von der VP1 bis zur WP1 die mittleren Testleistungen kontinuierlich ansteigen. Erst in der WP2 stagnieren die Mittelwerte auf leicht reduziertem Niveau, liegen aber noch über den Werten der VP1 und VP2.

Tab. 48. Trainingsperiodenbezogener mittlerer Leistungoutput im RBT in [kJ] und [kJ/kg] von S5 (N: Anzahl der Testleistungen; EE: Energy Expenditure; M: arithmetischer Mittelwert; SD: Standardabweichung).

Trainingsperiode	RBT				
	N	EE [kJ]		rel. EE [kJ/kg]	
		M	SD	M	SD
VP1	14	91,7	2,6	1,49	0,05
VP2	11	95,5	6,4	1,55	0,10
WP1	8	100,3	2,5	1,65	0,04
WP2	5	98,2	3,6	1,60	0,06

8.2.3.3 Proband S6

Der strukturelle Leistungsverlauf der absoluten und am aktuellen Körpergewicht relativierten Testleistungen im TTT zeigt für S6 keine bedeutsamen Differenzen, da dessen Körpergewicht ($M=68,3$; $SD=0,9$) im Untersuchungszeitraum nur eine geringe Schwankungsbreite aufwies.

Zur leistungsstrukturellen Einordnung der Testleistung kann der am Körpergewicht relativierte Bestwert im Untersuchungszeitraum von 5,51 W/kg aus der WP2 heran-

gezogen und mit den leistungskategoriebezogenen Bestwerten nach Allen und Coggan (2010, 54) verglichen werden. Auf der achtstufigen Skala entspricht dies der Einstufung „very good“. Die Testergebnisse bestätigen damit die wettkampfspezifischen Erfahrungen (vgl. Kapitel 7.2.1) und das individuelle Leistungsprofil (vgl. Kapitel 8.2.2) von S6.

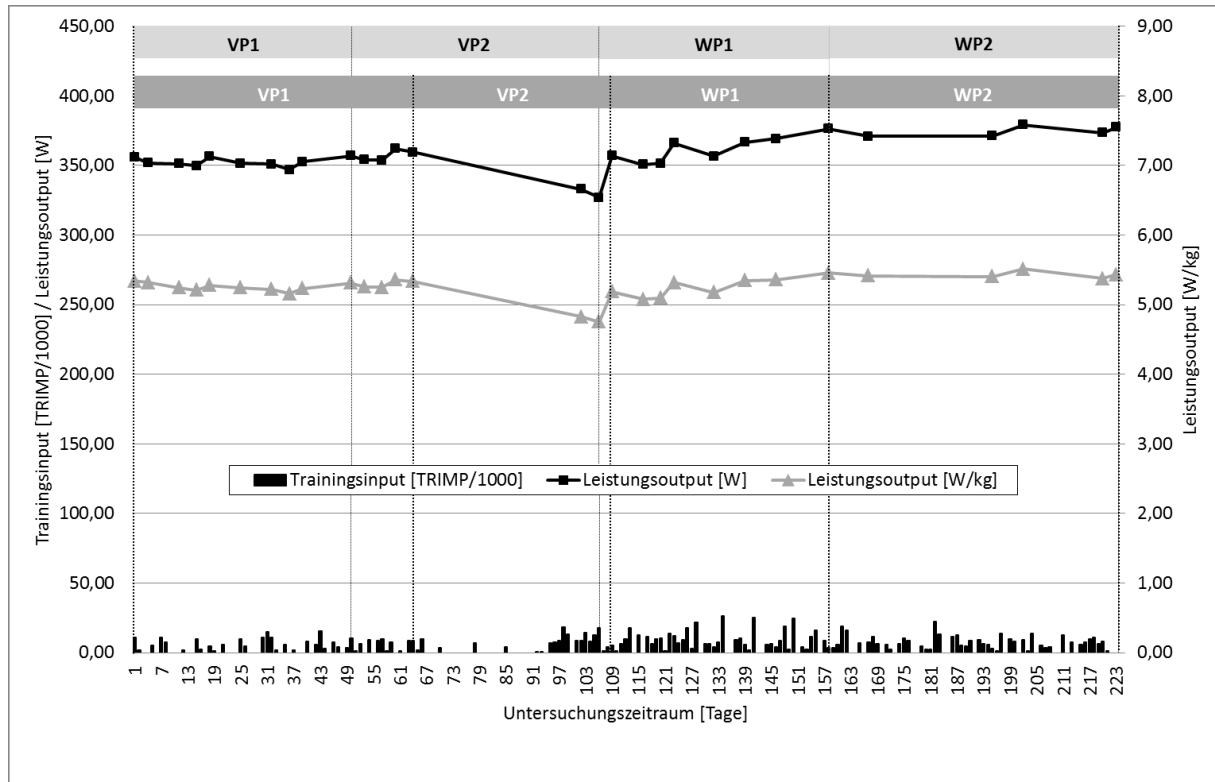


Abb. 48. Entwicklung der Testleistungen im TTT in [W] und [W/kg] im Untersuchungszeitraum (S6).

Im Hinblick auf die Anwendung der Trainings- und Leistungsdaten mit dem PerPot ist der vierwöchige verletzungsbedingte Trainingsstopp (Schleimbeutelentzündung im Knie) in der VP2 kritisch zu betrachten, da insbesondere die beiden Testwerte am Ende der VP2 beim Wiedereinstieg in das Training, aus modelltheoretischer Sicht, nicht kausal schlüssig dem Training zuzuordnen sind. Ebenso sind die, von diesem Ausgangsniveau bedingten, Leistungssteigerungen nicht über die individuelle Adaptationscharakteristik des Sportlers interpretierbar. Vor diesem Hintergrund werden die beiden Testleistungen am Ende der VP2 für die simulative Anwendung gelöscht und die Trainingsperioden entsprechend angepasst. Für die weitere Datenanalyse mit dem PerPot umfasst die VP1 die Datensätze der VP1 und VP2 bis zur verletzungsbedingten Trainingspause. Die WP1 beginnt um einen Datensatz nach hinten versetzt und die WP2 bleibt unverändert. Die VP2 beinhaltet nur zwei Testleistungen (Start- und Endwert), weshalb periodenbezogene Betrachtungen im Rahmen der PerPot-Analyse für diese Trainingsperiode entfallen. Der Datensatz von S6 umfasst damit 27 Testleistungen im Untersuchungszeitraum.

In der VP1 zeigt sich ein relativ konstanter Leistungsverlauf im Bereich um 350 Watt. Das primär ausdauerfokussierte Radtraining wirkt sich in dieser Trainingsperiode zu-

nächst nicht leistungssteigernd in Bezug auf den TTT aus. Erst gegen Ende der VP1 kommt es zu einer Leistungssteigerung bis auf 362,0 Watt.

In der WP1 kommt es zu einem wellenförmigen Anstieg der Testleistungen bis auf 376,2 Watt am Ende der Trainingsperiode. In der WP2 ist, im Vergleich zur WP1, eine deutliche geringe Dynamik in der Leistungsentwicklung zu sehen. Die Testleistungen erreichen mit 379,1 Watt in der zweiten Hälfte der WP2 ihren höchsten Wert.

Zusammenfassend ist festzuhalten, dass die durchschnittlichen trainingsperiodenbezogenen Testleistungen gemessen an den Absolutwerten einen progressiven Verlauf nehmen. Die am aktuellen Körpergewicht relativierten mittleren Testleistungen stagnieren hingegen von der VP1 zur WP1. Ursächlich hierfür ist das, nach Verletzungsende, leicht erhöhte Körpergewicht von S6.

Tab. 49. Trainingsperiodenbezogener mittlerer Leistungsoutput im TTT in [W] und [W/kg] von S6 (N: Anzahl der Testleistungen; MP: Mean Power; M: arithmetischer Mittelwert; SD: Standardabweichung).

Trainingsperiode	TTT				
	N	MP [W]		rel. MP [W/kg]	
		M	SD	M	SD
VP1	14	353,8	4,0	5,27	0,06
VP2	2	358,3	1,8	5,26	0,11
WP1	8	361,7	9,2	5,25	0,14
WP2	6	374,8	3,4	5,43	0,05

8.2.3.4 Proband S7

Bedingt durch die geringe Schwankungsbreite des Körpergewichts von S7 ($M=66,1$; $SD=0,6$) sind im strukturellen Vergleich der Leistungsverläufe der Absolutwerte und der am aktuellen Körpergewicht relativierten Testleistungen keine bedeutsamen Differenzen auszumachen.

Mit 5,91 W/kg erzielt S7 in der WP2 den höchsten am Körpergewicht relativierten Testwert im Untersuchungszeitraum. Im Vergleich mit internationalen Bestwerten entspricht dies, auf einer achsstufigen Skala (Power Profile Chart) nach Allen und Coggan (2010, 54), der Einstufung „excellent“. Damit bestätigen die Testwerte das individuelle Leistungsprofil (vgl. Kapitel 8.2.2) und die Wettkampfergebnisse, insbesondere bei Zeitfahrdisziplinen (vgl. Kapitel 7.2.1).

In der VP1 steigt die Leistung im TTT vom Ausgangsniveau von 355,1 Watt bis auf 372,3 Watt zum Ende der Trainingsperiode an. Zu Beginn der VP2 sinkt die Testleistung zunächst bis auf 348,0 Watt ab. In der Folge der VP2 kommt es zu einer raschen Erholung mit Testleistungen im Bereich zwischen 360 und 370 Watt. Der Höchstwert der VP2 wird mit 374,8 Watt registriert.

In der WP1 steigt die Leistungskurve wellenförmig bis auf den Höchstwert von 387,3 Watt an. Die Variabilität der Testleistungen nimmt in dieser Trainingsperiode, bedingt

durch zahlreiche Wettkämpfe, deutlich zu. Gegen Ende der WP1 stabilisieren sich die Testergebnisse auf einem leicht reduzierten Niveau im Bereich um 370 Watt.

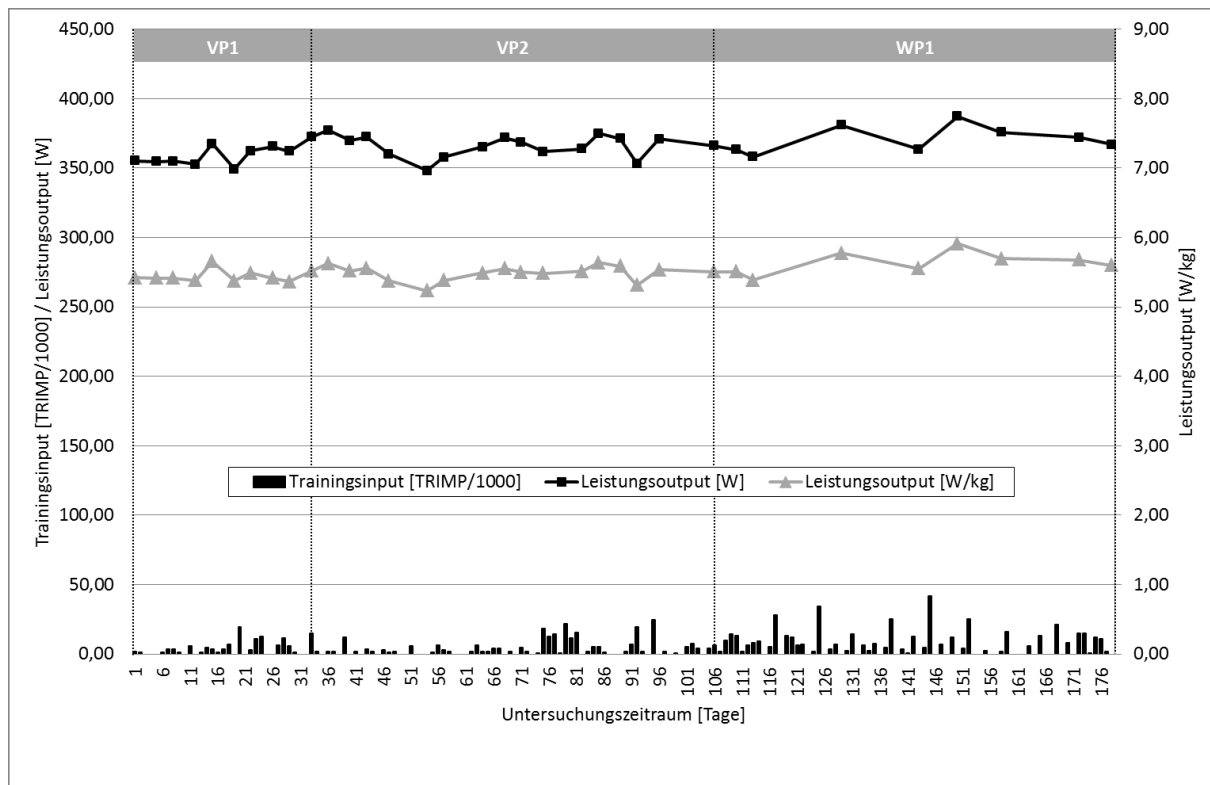


Abb. 49. Entwicklung der Testleistungen im TTT in [W] und [W/kg] im Untersuchungszeitraum (S7).

Die Analyse der durchschnittlichen Testleistungen pro Trainingsperiode zeigt zusammenfassend sowohl bei den absoluten als auch bei den am aktuellen Körpergewicht relativierten Testleistungen einen progressiven Verlauf von der VP1 bis zu WP1.

Tab. 50. Trainingsperiodenbezogener mittlerer Leistungsoutput im TTT in [W] und [W/kg] von S7 (N: Anzahl der Testleistungen; MP: Mean Power; M: arithmetischer Mittelwert; SD: Standardabweichung).

Trainingsperiode	TTT				
	N	MP [W]		rel. MP [W/kg]	
		M	SD	M	SD
VP1	10	359,6	7,4	5,44	0,09
VP2	17	366,1	7,9	5,49	0,11
WP1	9	370,4	9,4	5,62	0,16

8.2.4 Zusammenfassende Darstellung der Leistungsentwicklungen

Zur besseren Beurteilung der Anpassungsgüte der PerPot-Simulationen im Rahmen der Ergebnisdiskussion sind die in der leistungsdiagnostischen Testroutine erfassten Leistungskennziffern zunächst hinsichtlich der Leistungsvariation von Messzeitpunkt zu Messzeitpunkt näher zu beleuchten. Die Quantifikation der Leistungsfluktuation

erfolgt anhand der relativen prozentualen Leistungsveränderung von Testleistung zu Testleistung.

Tab. 51. *Lokalisations- und Dispersionswerte der relativen prozentualen Leistungsveränderung des Leistungsoutputs im RBT [kJ] bzw. TTT [W] von Messzeitpunkt zu Messzeitpunkt nach Probanden in Studie 2 (N: Anzahl der Testleistungen; M: arithmetischer Mittelwert; SD: Standardabweichung).*

Proband	Leistungsoutput		Leistungsveränderung [%]	
	Art	N	M	SD
S4	RBT [kJ]	36	5,8	3,1
S5	RBT [kJ]	35	3,5	2,4
S6	TTT [W]	27	1,3	1,0
S7	TTT [W]	34	2,4	1,8

Die Leistungsentwicklung von S4 und S5 zeigt im Mittel die größte testtageweise Leistungsvariation. Bei beiden Probanden wurde als Kriteriumsleistung die Abbruchleistung im RBT herangezogen. Für S6 und S7 ergeben sich im TTT dagegen geringere mittlere Leistungsfluktuationen.

Ergänzend zur Betrachtung der Leistungsvariationen liefert die Analyse der globalen, übergeordneten Leistungsveränderungen Einblicke in die saisonale Leistungsentwicklung und ermöglicht damit eine differenzierte Beurteilung der Güte der PerPot-Modellanpassung. Die Leistungsentwicklung im RBT zeigt für S4 und S5 ein uneinheitliches Bild. Bei gleichen äußeren Rahmenbedingungen (Zugehörigkeit Landeskader, Alter, etc.) verzeichnet S4 eine deutlich stärkere und gleichzeitig progressive Leistungsentwicklung im Untersuchungszeitraum als S5. Während S5 bereits in der VP den höchsten Leistungsouput erzielt und in der WP knapp unter den Bestwerten der VP bleibt, kann S4 in der WP seine persönlichen Bestleistungen erzielen.

Tab. 52. *Absolute und prozentuale Leistungsentwicklung der Testleistungen im RBT in [kJ] im Untersuchungszeitraum nach Probanden in Studie 2.*

Proband	EE [kJ]					Leistungsveränderung [%]					
	Start	Min	Max	Max_VP	Max_WP	Start	Min	Start	Min	Start	Min
	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
	Max	Max	Max_VP	Max_VP	Max_WP	Max_WP	Max_WP	Max_WP	Max_WP	Max_WP	Max_WP
S4	98,5	98,5	141,7	138,5	141,7	43,8	43,8	40,6	40,6	43,8	43,8
S5	90,8	86,7	105,4	105,4	103,1	16,1	21,5	16,1	21,5	13,5	18,9

Für die am aktuellen Körpergewicht relativierten Leistungswerte zeigt sich ein leicht differierendes Bild. Hier gelingt es beiden Probanden den höchsten Leistungsoutput in der WP zu erzielen. Auch die relativen Leistungskennziffern spiegeln die deutlich positivere Leistungsentwicklung im Untersuchungszeitraum von S4 wider.

Tab. 53. *Absolute und prozentuale Leistungsentwicklung der Testleistungen im RBT in [kJ/kg] im Untersuchungszeitraum nach Probanden in Studie 2.*

Proband	rel. EE [kJ/kg]					Leistungsveränderung [%]					
	Start	Min	Max	Max_VP	Max_WP	Start	Min	Start	Min	Start	Min
	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
	Max	Max	Max_VP	Max_VP	Max_WP	Max_WP	Max_WP	Max_WP	Max_WP	Max_WP	Max_WP
S4	1,62	1,62	2,32	2,31	2,32	43,2	43,2	42,6	42,6	43,2	43,2
S5	1,49	1,41	1,72	1,71	1,72	15,4	22,0	14,8	21,3	15,4	22,0

Die globalen Leistungsveränderungen und absoluten Leistungswerte im TTT zeigen für S6 und S7 ein ähnliches Bild. Beiden Probanden gelingt eine progressive Leistungssteigerung, ausgehend von den Startwerten und den Bestleistungen der VP und WP. Insbesondere bei S6 ist die positive Leistungsentwicklung von der VP zur WP besonders zu erwähnen, da, bedingt durch den vierwöchigen Verletzungsausfall, eine negativere Entwicklung zu erwarten gewesen wäre. Die prozentualen Leistungsveränderungen im TTT liegen deutlich unter den Werten, welche im RBT, allerdings mit differierenden Probanden, realisiert wurden.

Tab. 54. Absolute und prozentuale Leistungsentwicklung der Testleistungen im TTT in [W] im Untersuchungszeitraum nach Probanden in Studie 2.

Proband	MP [W]					Leistungsveränderung [%]					
	Start	Min	Max	Max_VP	Max_WP	Start	Min	Start	Min	Start	Min
	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
	Max	Max	Max_VP	Max_VP	Max_WP	Max_WP					
S6	356,1	347,0	379,1	362,0	379,1	6,5	9,3	1,7	4,3	6,5	9,3
S7	355,1	348,0	387,3	377,1	387,3	9,1	11,3	6,2	8,4	9,1	11,3

Die Analyse der am aktuellen Körpergewicht relativierten Testleistungen liefert ein ähnliches Bild.

Tab. 55. Absolute und prozentuale Leistungsentwicklung der Testleistungen im TTT in [W/kg] im Untersuchungszeitraum nach Probanden in Studie 2.

Proband	rel. MP [W]					Leistungsveränderung [%]					
	Start	Min	Max	Max_VP	Max_WP	Start	Min	Start	Min	Start	Min
	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
	Max	Max	Max_VP	Max_VP	Max_WP	Max_WP					
S6	5,34	5,08	5,51	5,36	5,51	3,2	8,5	0,4	5,5	3,2	8,5
S7	5,42	5,23	5,91	5,65	5,91	9,0	13,0	4,2	8,0	9,0	13,0

Aufgrund der geringen gewichtsbezogenen Schwankungen im Untersuchungszeitraum sind im Hinblick auf die simulative Anwendung anhand der relativierten Testleistungen keine differenzierten Erkenntnisse zu erwarten. Die nachfolgenden Auswertungen und die simulative Anwendung beschränken sich in der Folge daher ausschließlich auf die absoluten Leistungskennziffern.

8.2.5 PerPot-Modellstabilität

Nachfolgend werden die Ergebnisse der Modellstabilitätsprüfung vorgestellt. Zur Beurteilung der Modellstabilität werden die mittleren prozentualen Abweichungen (MAPE) zwischen den simulierten und realen Leistungswerten sowie das Verhältnis der Verzögerungsparameter (DS/DR) einzelfallbezogen herangezogen. Flankierend dazu wird für stabile Modellkonfigurationen die Ausprägung der Verzögerungsparameter DS und DR näher beleuchtet.

8.2.5.1 Proband S4

Die Datenanalyse zeigt bei Verwendung des *Trainingsinputs TRIMP* eine insgesamt befriedigende bis gute Stabilität im Quotienten DS/DR, wobei der Gesamtdatensatz und die VP die größte Schwankungsbreite aufweisen. Der Modell-Fit (*MAPE*) bewegt sich in diesen Perioden auf vergleichbarem Niveau. Die WP zeigt in Bezug auf den Quotienten DS/DR die größte Stabilität. Der mittlere prozentuale Fehler der „modifizierten“ Testleistungen weicht hier deutlich ab, liegt aber auf einem insgesamt besseren Niveau als die Originaldaten.

Die singuläre Betrachtung der Verzögerungsparameter DS und DR ergibt für den Gesamtdatensatz sowie WP teils deutliche Variationen in der Stabilitätsprüfung, bei vergleichsweise stabilem DS/DR.

Tab. 56. Modellstabilitätsprüfung der PerPot-Simulation durch Variation der Datenreihe des Leistungsausgangs im RBT [kJ] unter Verwendung des Trainingsinputs TRIMP nach Trainingsperioden von S4 (MAPE: mittlere relative Abweichung zwischen realen und simulierten Leistungswerten; DS bzw. DR: Verzögerungsparameter des Strain- bzw. Response-Potential; DS/DR: Verhältnis der Verzögerungsparameter; _1: Alle Testleistungen (gesamter Datensatz); _2: nur die 2., 4., 6., usw. Testleistung (alle Geraden); _3: nur die 3., 5., 7., usw. Testleistung (alle Ungeraden); M: arithmetischer Mittelwert).

Trainingsperiode	Leistungsoutput	Trainingsinput TRIMP											
		MAPE [%]			DS			DR			DS/DR		
		_1	_2	_3	_1	_2	_3	_1	_2	_3	_1	_2	_3
VP & WP	RBT [kJ]	4,34	3,26	4,48	8,00	7,10	2,95	3,90	3,05	1,00	2,05	2,33	2,95
VP	RBT [kJ]	3,79	3,36	3,27	7,60	7,70	6,50	4,60	3,65	4,95	1,65	2,11	1,31
WP	RBT [kJ]	1,91	0,70	0,15	1,75	7,45	3,50	1,35	6,40	3,50	1,30	1,16	1,00
M	RBT [kJ]	3,35	2,44	2,63	5,78	7,42	4,32	3,28	4,37	3,15	1,67	1,87	1,75

Für den *belastungsbasierten Trainingsinput* (kJ) zeigt sich in Bezug auf den Quotienten DS/DR und den *MAPE* ein analoger Sachverhalt. In der VP liefert der Quotient DS/DR jedoch ein vergleichsweise homogeneres Bild. Variationen in der Ausprägung der Verzögerungsparameter DS und DR, bei gleichzeitiger Konstanz von DS/DR, sind in den Simulationen der WP festzustellen.

Tab. 57. Modellstabilitätsprüfung der PerPot-Simulation durch Variation der Datenreihe des Leistungsausgangs im RBT [kJ] unter Verwendung des Trainingsinputs [kJ] nach Trainingsperioden von S4 (MAPE: mittlere relative Abweichung zwischen realen und simulierten Leistungswerten; DS bzw. DR: Verzögerungsparameter des Strain- bzw. Response-Potential; DS/DR: Verhältnis der Verzögerungsparameter; _1: Alle Testleistungen (gesamter Datensatz); _2: nur die 2., 4., 6., usw. Testleistung (alle Geraden); _3: nur die 3., 5., 7., usw. Testleistung (alle Ungeraden); M: arithmetischer Mittelwert).

Trainingsperiode	Leistungsoutput	Trainingsinput [kJ]											
		MAPE [%]			DS			DR			DS/DR		
		_1	_2	_3	_1	_2	_3	_1	_2	_3	_1	_2	_3
VP & WP	RBT [kJ]	4,19	3,43	4,23	7,50	7,45	5,55	3,50	2,90	4,00	2,14	2,57	1,39
VP	RBT [kJ]	4,22	3,55	3,20	7,55	7,45	6,05	3,05	3,00	2,55	2,48	2,48	2,37
WP	RBT [kJ]	2,25	0,78	0,30	2,10	6,55	3,50	1,60	5,60	3,50	1,31	1,17	1,00
M	RBT [kJ]	3,55	2,59	2,58	5,72	7,15	5,03	2,72	3,83	3,35	1,98	2,07	1,59

8.2.5.2 Proband S5

Unter Verwendung des *Trainingsinputs TRIMP* zeigt sich, bezogen auf die betrachteten Trainingsperioden, bei S5 eine hohe Stabilität im Quotienten DS/DR. Einzig für die „ungeraden“ Testleistungen in der VP ergeben sich größere Abweichungen. Auch anhand des *MAPE* zeigen sich insgesamt gute Übereinstimmungen. Lediglich in der WP ergibt sich für die „geraden“ Testleistungen eine größere Abweichung, bei gleichzeitig guter Stabilität des Quotienten DS/DR und einem insgesamt besseren Modell-Fit. Auch bei guter Stabilität von DS/DR zeigt die Stabilitätsprüfung für den Gesamtdatensatz sowie die WP teils deutliche Variationen in den zugrunde liegenden Verzögerungsparametern DS und DR.

Tab. 58. Modellstabilitätsprüfung der PerPot-Simulation durch Variation der Datenreihe des Leistungsausputs im RBT [kJ] unter Verwendung des Trainingsinputs TRIMP nach Trainingsperioden von S5 (MAPE: mittlere relative Abweichung zwischen realen und simulierten Leistungswerten; DS bzw. DR: Verzögerungsparameter des Strain- bzw. Response-Potential; DS/DR: Verhältnis der Verzögerungsparameter; _1: Alle Testleistungen (gesamter Datensatz); _2: nur die 2., 4., 6., usw. Testleistung (alle Geraden); _3: nur die 3., 5., 7., usw. Testleistung (alle Ungeraden); M: arithmetischer Mittelwert).

Trainingsperiode	Leistungsoutput	Trainingsinput TRIMP											
		MAPE [%]			DS			DR			DS/DR		
		_1	_2	_3	_1	_2	_3	_1	_2	_3	_1	_2	_3
VP & WP	RBT [kJ]	4,28	3,96	3,44	2,00	2,00	7,55	1,55	1,50	6,55	1,29	1,33	1,15
VP	RBT [kJ]	3,38	3,14	2,95	3,20	2,85	2,50	3,00	2,75	1,00	1,07	1,04	2,50
WP	RBT [kJ]	1,98	0,84	1,79	1,95	7,50	2,00	1,45	7,50	2,00	1,34	1,00	1,00
M	RBT [kJ]	3,21	2,65	2,73	2,38	4,12	4,02	2,00	3,92	3,18	1,23	1,12	1,55

Die Analyse der Simulationsdaten von S5, unter Verwendung des *belastungsbasierten Trainingsinputs* (kJ), bestätigt die vorgenannten Ergebnisse in Bezug auf den *MAPE* und den Quotienten DS/DR. Auch die Einzelausprägung von DS und DR zeigt im Gesamtdatensatz und der WP eine deutliche Varianz bei gleichzeitiger Stabilität von DS/DR.

Tab. 59. Modellstabilitätsprüfung der PerPot-Simulation durch Variation der Datenreihe des Leistungsausputs im RBT [kJ] unter Verwendung des Trainingsinputs [kJ] nach Trainingsperioden von S5 (MAPE: mittlere relative Abweichung zwischen realen und simulierten Leistungswerten; DS bzw. DR: Verzögerungsparameter des Strain- bzw. Response-Potential; DS/DR: Verhältnis der Verzögerungsparameter; _1: Alle Testleistungen (gesamter Datensatz); _2: nur die 2., 4., 6., usw. Testleistung (alle Geraden); _3: nur die 3., 5., 7., usw. Testleistung (alle Ungeraden); M: arithmetischer Mittelwert).

Trainingsperiode	Leistungsoutput	Trainingsinput [kJ]											
		MAPE [%]			DS			DR			DS/DR		
		_1	_2	_3	_1	_2	_3	_1	_2	_3	_1	_2	_3
VP & WP	RBT [kJ]	4,15	4,10	3,33	1,95	2,45	1,95	1,55	1,95	1,45	1,26	1,26	1,34
VP	RBT [kJ]	3,43	3,10	3,11	3,20	2,75	2,50	3,05	2,70	1,00	1,05	1,02	2,50
WP	RBT [kJ]	1,87	0,92	1,73	2,50	7,60	2,10	2,50	7,20	2,15	1,00	1,06	0,98
M	RBT [kJ]	3,15	2,71	2,72	2,55	4,27	2,18	2,37	3,95	1,53	1,10	1,11	1,61

8.2.5.3 Proband S6

Berücksichtigt man den *beanspruchungsbasierten Trainingsinput* TRIMP, so ergibt sich für S6, über alle Trainingsperioden hinweg, eine gute bis sehr gute Modellstabilität in Bezug den Quotienten DS/DR. Auch der *MAPE* zeigt im Gesamtzeitraum und der VP vergleichbare Werte, während in der WP für die „ungeraden“ Testleistungen Abweichungen, bei gleichzeitig besserem Modell-Fit, zu beobachten sind. Für die Verzögerungsparameter DS und DR ergeben sich in der Einzelbetrachtung keine Auffälligkeiten.

Tab. 60. Modellstabilitätsprüfung der PerPot-Simulation durch Variation der Datenreihe des Leistungsausoutputs im TTT [W] unter Verwendung des Trainingsinputs TRIMP nach Trainingsperioden von S6 (MAPE: mittlere relative Abweichung zwischen realen und simulierten Leistungswerten; DS bzw. DR: Verzögerungsparameter des Strain- bzw. Response-Potential; DS/DR: Verhältnis der Verzögerungsparameter; _1: Alle Testleistungen (gesamter Datensatz); _2: nur die 2., 4., 6., usw. Testleistung (alle Geraden); _3: nur die 3., 5., 7., usw. Testleistung (alle Ungeraden); M: arithmetischer Mittelwert).

Trainingsperiode	Leistungsoutput	Trainingsinput TRIMP											
		MAPE [%]			DS			DR			DS/DR		
		_1	_2	_3	_1	_2	_3	_1	_2	_3	_1	_2	_3
VP & WP	TTT [W]	1,57	1,49	1,72	7,40	7,45	7,45	6,50	6,45	6,35	1,14	1,16	1,17
VP	TTT [W]	0,61	0,61	0,44	7,45	7,50	7,40	7,00	7,00	7,00	1,06	1,07	1,06
WP	TTT [W]	1,43	1,17	0,48	6,00	5,85	7,90	1,00	1,00	1,20	6,00	5,85	6,58
M	TTT [W]	1,20	1,09	0,88	6,95	6,93	7,58	4,83	4,82	4,85	2,73	2,69	2,94

Die Stabilitätsanalyse mit *belastungsbasiertem Trainingsinput* (kJ) liefert für den Quotienten DS/DR ebenfalls durchgängig gute bis sehr gute periodenbezogene Übereinstimmungen. Einzig in der WP ergibt sich für die „ungeraden“ Testleistungen ein deutlich abweichender Wert. Die Einzelbetrachtung der Verzögerungsparameter DS und DR zeigt jedoch beim Gesamtdatensatz trotz nahezu identischen DS/DR-Werten teils deutlich differierende Settings.

Gemessen am *MAPE* ergeben sich für die „modifizierten“ Testleistungen in der WP Abweichungen, wenngleich diese jeweils einen besseren Modell-Fit im Vergleich zum Gesamtdatensatz anzeigen.

Tab. 61. Modellstabilitätsprüfung der PerPot-Simulation durch Variation der Datenreihe des Leistungsausoutputs im TTT [W] unter Verwendung des Trainingsinputs [kJ] nach Trainingsperioden von S6 (MAPE: mittlere relative Abweichung zwischen realen und simulierten Leistungswerten; DS bzw. DR: Verzögerungsparameter des Strain- bzw. Response-Potential; DS/DR: Verhältnis der Verzögerungsparameter; _1: Alle Testleistungen (gesamter Datensatz); _2: nur die 2., 4., 6., usw. Testleistung (alle Geraden); _3: nur die 3., 5., 7., usw. Testleistung (alle Ungeraden); M: arithmetischer Mittelwert).

Trainingsperiode	Leistungsoutput	Trainingsinput [kJ]											
		MAPE [%]			DS			DR			DS/DR		
		_1	_2	_3	_1	_2	_3	_1	_2	_3	_1	_2	_3
VP & WP	TTT [W]	1,29	1,10	1,41	7,35	7,45	3,55	6,80	6,95	3,55	1,08	1,07	1,00
VP	TTT [W]	0,65	0,63	0,54	7,10	7,10	7,10	6,55	6,55	6,55	1,08	1,08	1,08
WP	TTT [W]	1,13	0,58	0,65	6,90	5,05	8,00	7,50	7,10	1,00	0,92	0,71	8,00
M	TTT [W]	1,02	0,77	0,87	7,12	6,53	6,22	6,95	6,87	3,70	1,03	0,96	3,36

8.2.5.4 Proband S7

Die Modellstabilitätsprüfung zeigt bei S7, unter Verwendung des *beanspruchungs-basierten Trainingsinputs* TRIMP, sowohl im Modell-Fit (*MAPE*) als auch in der Stabilität der Verzögerungsparameter, gemessen am Quotienten DS/DR, gute bis sehr gute Übereinstimmungen in allen Trainingsperioden. Lediglich in der WP ergibt sich für die „ungeraden Testleistungen“ eine deutlichere Abweichung bei DS/DR, welche allerdings parallel mit einem optimierten Modell-Fit einhergeht. In allen Beobachtungszeiträumen offenbart die Stabilitätsprüfung trotz hoher Stabilität von DS/DR jedoch eine teils deutliche Variation in den zugrunde liegenden Ausprägungen der Verzögerungsparameter DS und DR.

Tab. 62. Modellstabilitätsprüfung der PerPot-Simulation durch Variation der Datenreihe des Leistungsausoutputs im TTT [W] unter Verwendung des Trainingsinputs TRIMP nach Trainingsperioden von S7 (MAPE: mittlere relative Abweichung zwischen realen und simulierten Leistungswerten; DS bzw. DR: Verzögerungsparameter des Strain- bzw. Response-Potential; DS/DR: Verhältnis der Verzögerungsparameter; _1: Alle Testleistungen (gesamter Datensatz); _2: nur die 2., 4., 6., usw. Testleistung (alle Geraden); _3: nur die 3., 5., 7., usw. Testleistung (alle Ungeraden); M: arithmetischer Mittelwert).

Trainingsperiode	Leistungsoutput	Trainingsinput TRIMP											
		MAPE [%]			DS			DR			DS/DR		
		_1	_2	_3	_1	_2	_3	_1	_2	_3	_1	_2	_3
VP & WP	TTT [W]	1,61	1,40	1,51	7,80	6,10	10,35	6,25	5,10	7,80	1,25	1,20	1,33
VP	TTT [W]	1,37	1,29	1,28	7,65	7,30	7,70	6,20	5,85	6,25	1,23	1,25	1,23
WP	TTT [W]	0,88	0,72	0,08	7,95	6,45	3,50	7,65	5,95	7,00	1,04	1,08	0,50
M	TTT [W]	1,29	1,14	0,96	7,80	6,62	7,18	6,70	5,63	7,02	1,17	1,18	1,02

Für den *belastungsbasierten Trainingsinput* (kJ) liefert die Stabilitätsanalyse in allen betrachteten Trainingsperioden gute Übereinstimmungen im *MAPE* und DS/DR. In der WP ergeben sich anhand des *MAPE* leichte Differenzen, die vor dem Hintergrund der konstanten DS/DR-Werte und der insgesamt besseren Modellanpassung dennoch als gut zu bewerten sind.

Bezogen auf die Verzögerungsparameter DS und DR ist festzustellen, dass in der VP deutlich unterschiedliche Parameterkonfigurationen, bei gleichzeitig hoher Konstanz von DS/DR, vorliegen.

Tab. 63. Modellstabilitätsprüfung der PerPot-Simulation durch Variation der Datenreihe des Leistungsausoutputs im TTT [W] unter Verwendung des Trainingsinputs [kJ] nach Trainingsperioden von S7 (MAPE: mittlere relative Abweichung zwischen realen und simulierten Leistungswerten; DS bzw. DR: Verzögerungsparameter des Strain- bzw. Response-Potential; DS/DR: Verhältnis der Verzögerungsparameter; _1: Alle Testleistungen (gesamter Datensatz); _2: nur die 2., 4., 6., usw. Testleistung (alle Geraden); _3: nur die 3., 5., 7., usw. Testleistung (alle Ungeraden); M: arithmetischer Mittelwert).

Trainingsperiode	Leistungsoutput	Trainingsinput [kJ]											
		MAPE [%]			DS			DR			DS/DR		
		_1	_2	_3	_1	_2	_3	_1	_2	_3	_1	_2	_3
VP & WP	TTT [W]	1,65	1,45	1,55	7,40	6,85	7,55	5,95	5,75	6,00	1,24	1,19	1,26
VP	TTT [W]	1,51	1,30	1,41	6,55	9,00	6,55	5,50	7,30	5,50	1,19	1,23	1,19
WP	TTT [W]	1,27	0,53	0,81	7,50	5,50	6,05	7,50	6,00	7,60	1,00	0,92	0,80
M	TTT [W]	1,48	1,09	1,26	7,15	7,12	6,72	6,32	6,35	6,37	1,14	1,11	1,08

8.2.6 PerPot-Modellanpassung

Die Darstellung der Simulationsergebnisse im Rahmen der Modellanpassung erfolgt anhand dem in der PerPot-Simulationssoftware ausgegebenen mittleren prozentualen Fehler (*MAPE*) sowie dem *ICC*. Die ebenfalls ermittelten statistischen Korrelationsmaße *r* und R^2 werden erst im im Rahmen der Ergebnisdiskussion (Kapitel 9.2) interpretativ herangezogen, um die eigenen Ergebnisse im Kontext bereits vorliegender Untersuchungen näher zu beleuchten. Flankierend dazu werden in der Ergebnisdarstellung die simulativ bestimmten Verzögerungsparameter beschrieben und in der Ergebnisdiskussion vergleichend, im Kontext mit vorliegenden Publikationen, interpretiert.

8.2.6.1 Proband S4

Die Analyse der Simulationsergebnisse zeigt, dass, gemessen am *ICC*, mit dem beanspruchungsbasierten Trainingsinput (TRIMP) für vier und mit dem belastungsbasierten Trainingsinput (kJ) für zwei, der jeweils fünf Trainingsperioden, gute Anpassungen ($ICC > 0.70$) erzielt werden konnten. Bezogen auf den *MAPE* zeigen sich für S4 insgesamt befriedigende bis gute Werte in allen betrachteten Trainingsperioden. Differenziert man diesbezüglich entsprechend des eingesetzten Trainingsinputs, so ergeben sich in allen Trainingsperioden, mit Ausnahme des Gesamtzeitraums, bessere Modellanpassungen unter Verwendung des beanspruchungsbasierten TRIMP.

Tab. 64. *Modellanpassung und Modellparameter nach Trainingsperioden der PerPot-Simulation mit Leistungsoutput [kJ] im RBT und Trainingsinput TRIMP bzw. [kJ] von S4 (MAPE: mittlere relative Abweichung zwischen realen und simulierten Leistungswerten; ICC: Intra-Class-Korrelationskoeffizient; r: Korrelationskoeffizient; R^2 : Determinationskoeffizient; F-Test: * $p < 0.05$, ** $p < 0.01$; DS bzw. DR: Verzögerungsparameter des Strain- bzw. Response-Potential; DS/DR: Verhältnis der Verzögerungsparameter; M: arithmetischer Mittelwert - ICC, *r*, R^2 Mittelwertberechnung nach Fisher Z-Transformation).*

Trainingsperiode	Leistungsoutput	MAPE [%]		ICC		r		R^2		DS		DR		DS/DR	
		TRIMP	[kJ]	TRIMP	[kJ]	TRIMP	[kJ]	TRIMP	[kJ]	TRIMP	[kJ]	TRIMP	[kJ]	TRIMP	[kJ]
VP & WP	RBT [kJ]	4,34	4,19	0.71**	0.74**	0.72**	0.75**	0.52**	0.57**	8,00	7,50	3,90	3,50	2,05	2,14
VP	RBT [kJ]	3,79	4,22	0.75**	0.71**	0.76**	0.73**	0.58**	0.53**	7,60	7,55	4,60	3,05	1,65	2,48
WP (=WP1)	RBT [kJ]	1,91	2,25	0.63	0.49	0.69	0.58	0.47	0.33	1,75	2,10	1,35	1,60	1,30	1,31
VP1	RBT [kJ]	3,71	3,74	0.78**	0.63	0.78**	0.66**	0.60**	0.44**	7,55	2,95	4,60	1,00	1,64	2,95
VP2	RBT [kJ]	1,68	2,99	0.83**	0.36	0.82**	0.60*	0.68**	0.36*	5,50	7,50	7,45	6,60	0,74	1,14
WP1 (=WP)	RBT [kJ]	1,91	2,25	0.63	0.49	0.69	0.58	0.47	0.33	1,75	2,10	1,35	1,60	1,30	1,31
WP2	RBT [kJ]														
M	RBT [kJ]	2,89	3,27	0.73	0.59	0.75	0.66	0.56	0.43	5,36	4,95	3,88	2,89	1,45	1,89

Die Analyse der *Modellparameter* (DS/DR) zeigt in Bezug auf die betrachteten Trainingsperioden für die beiden Trainingsinputs ein ähnliches Bild, wobei, bezogen auf den Absolutwert, jeweils die DS/DR-Werte für den Input Trainingsbelastung größer ausfallen. Global betrachtet liegen die DS/DR-Werte zwischen 0,74 und 2,95, wobei nur der Messwert der VP2 (TRIMP) unter dem Wert von 1,00 liegt. Betrachtet man den trainingsperiodenbezogenen Verlauf von DS/DR, so zeigen sich die höchsten Werte in der VP1, gefolgt von denen der WP1 und der VP2.

Die grafische *Verlaufsanalyse* der Simulationsdaten zeigt, unter Berücksichtigung des *Trainingsinputs TRIMP*, für die Simulationen der Einzelperioden (VP1, VP2, WP1) befriedigende Übereinstimmungen mit den Realdaten.

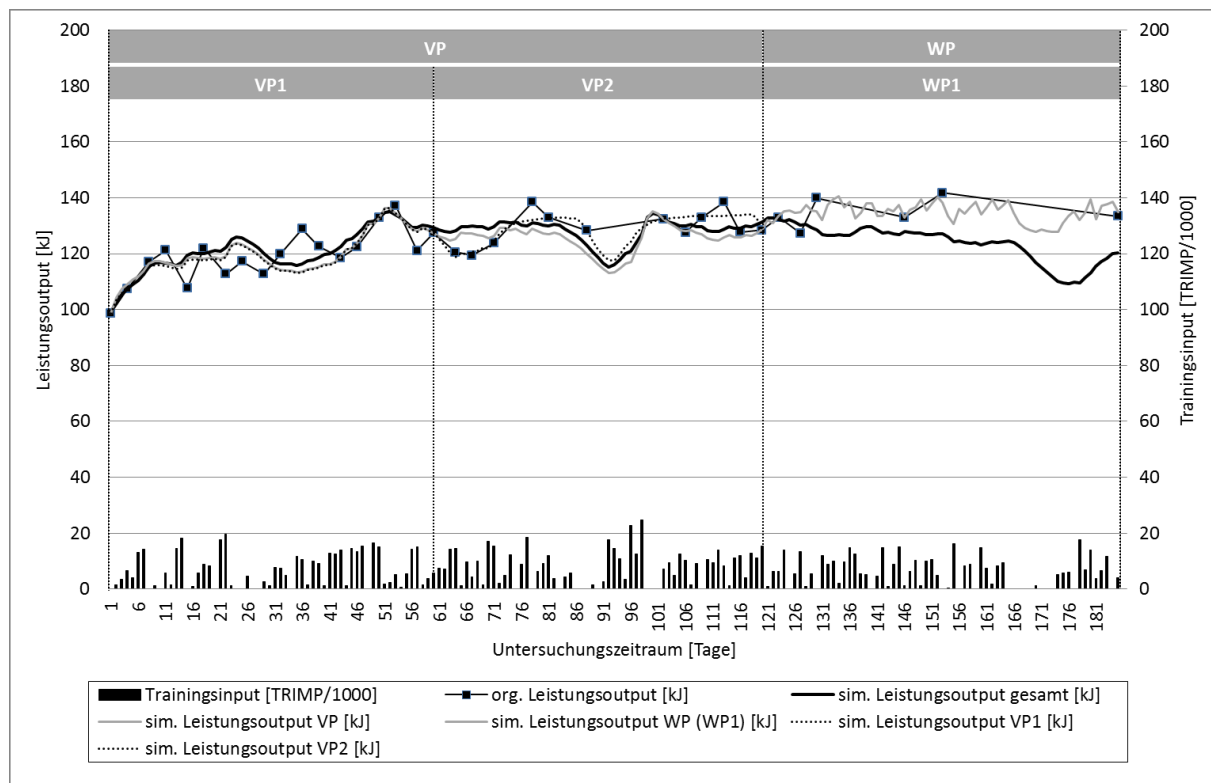


Abb. 50. Verlauf der realen und simulierten Leistungswerte nach Trainingsperioden für den Leistungsausput [kJ] im RBT und den Trainingsinput TRIMP von S4.

Einerseits kann der reale Leistungsverlauf strukturell nachvollzogen werden, andererseits erweist sich die simulative Abbildung kurzfristiger Leistungsschwankungen als problematisch. Die Simulation der Teilperiode VP folgt im Wesentlichen den Simulationen der Einzelperioden. Die Simulation der WP ist identisch mit der, der WP1, da S4 nur bis zum Ende der WP1 an der Studie teilnahm.

Die Simulation des Gesamtdatensatzes folgt in der VP dem Simulationsverlauf der Teilperiode VP und liefert damit ebenfalls eine befriedigende Übereinstimmung mit den Originaldaten. In der WP zeigen sich allerdings deutliche Abweichungen. Während die ersten beiden Testleistungen gut getroffen werden, weicht die Simulation für die letzten vier Leistungswerte doch deutlich ab und simuliert einen zu negativen Leistungsverlauf.

Der in allen Simulationen ausgewiesene Leistungseinbruch in der VP2 fällt auf den Zeitraum des Trainingslagers und steht in direktem Zusammenhang mit den hier aufgetreten gesteigerten Trainingsloads.

Unter Verwendung des *belastungsbasierten Trainingsinputs* ergeben sich aus *verlaufsanalytischer Sicht* für die Leistungssimulationen der Einzelperioden (VP1, VP2, WP1) teils größere Abweichungen.

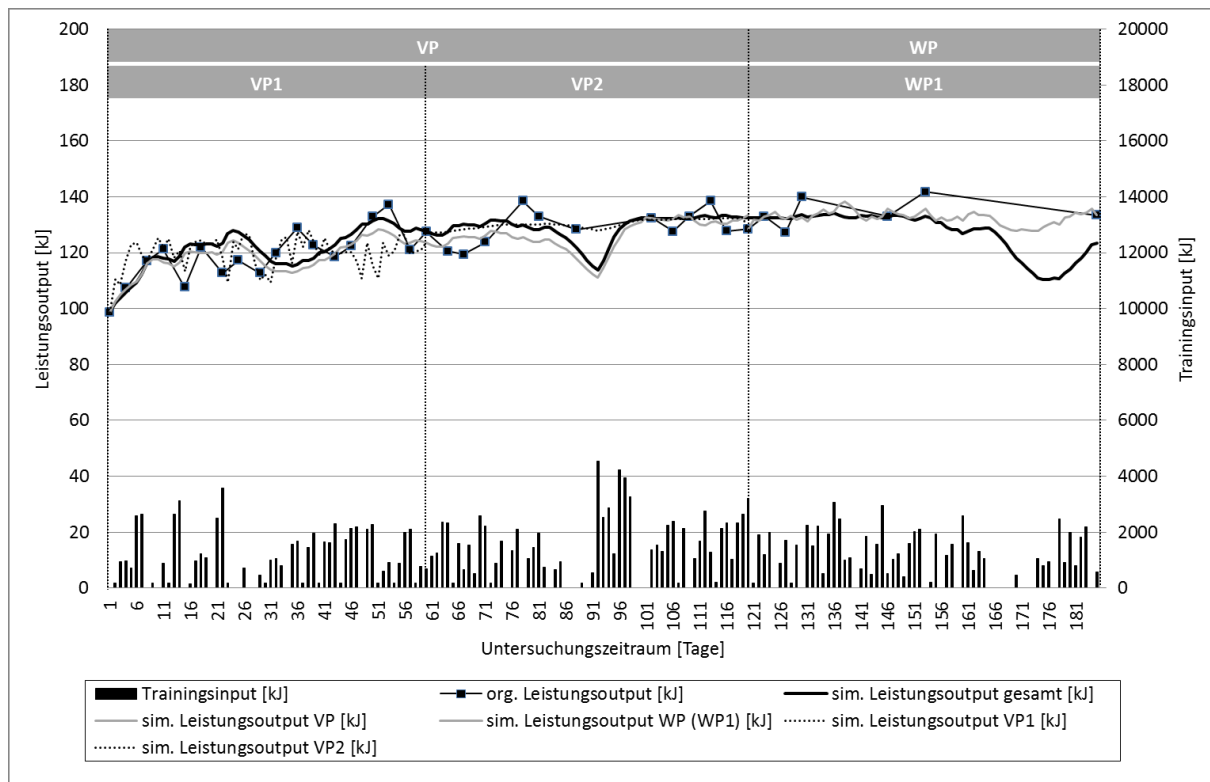


Abb. 51. Verlauf der realen und simulierten Leistungswerte nach Trainingsperioden für den Leistungoutput [kJ] im RBT und den Trainingsinput [kJ] von S4.

Insbesondere in der VP1 ergibt die Simulation, ausgelöst durch eine minimale zeitliche Verzögerung von DR (1,00) und Überlaufsituationen des SP, eine im Vergleich zu den Realdaten differierende Verlaufscharakteristik. Auch in der WP1 kann nur ein Leistungstrend, nicht aber kurzfristige Leistungsveränderungen, simuliert werden. Die Leistungssimulation der Teilperiode VP zeigt eine befriedigende Anpassung an die Originaldaten, wobei auch hier kurzfristige Leistungsänderungen nicht nachvollzogen werden können. Die Simulation der WP entspricht dem Verlauf der WP1 Simulation, da S4 nur bis einschließlich der WP1 an der Untersuchung teilnahm.

Die Betrachtung der Simulation für den Gesamtzeitraum liefert für die VP eine befriedigende Anpassung mit einer ähnlichen Verlaufscharakteristik, wie die Simulation der Teilperiode VP. Für die WP ergibt sich eine deutlich zu negative Leistungssimulation für die letzten drei Testwerte. Der zum Zeitpunkt des Trainingslagers (Mitte VP2) simulierte Leistungseinbruch wird nur von den Simulationen des Gesamtzeitraums und der VP dargestellt, während die Simulation der VP2 hier keinen Leistungsrückgang bestimmt.

8.2.6.2 Proband S5

Bewertet man die Anpassung der Simulationsdaten an die Realdaten anhand des ICC, so ergeben sich für den Input Trainingsbeanspruchung (TRIMP) in drei und für den Input Trainingsbelastung (kJ) in zwei der sieben Fälle gute Übereinstimmungen ($ICC > 0.70$). Berücksichtigt man dazu noch den mittleren prozentualen Fehler (MAPE), so zeigen sich für alle Einzelperioden und die Teilperiode WP gute und sehr

gute Anpassungen bzw. für die Teilperiode VP und den Gesamtdatensatz befriedigende Übereinstimmungen. Der Vergleich des Trainingsinputs in Bezug auf den *MAPE* liefert für den belastungsabhängigen Trainingsload (kJ) in vier der sieben Trainingsperioden bessere Werte.

Tab. 65. *Modellanpassung und Modellparameter nach Trainingsperioden der PerPot-Simulation mit Leistungsoutput [kJ] im RBT und Trainingsinput TRIMP bzw. [kJ] von S5 (MAPE: mittlere relative Abweichung zwischen realen und simulierten Leistungswerten; ICC: Intra-Class-Korrelationskoeffizient; r: Korrelationskoeffizient; R²: Determinationskoeffizient; F-Test: *p<0.05, **p<0.01; DS bzw. DR: Verzögerungsparameter des Strain- bzw. Response-Potential; DS/DR: Verhältnis der Verzögerungsparameter; M: arithmetischer Mittelwert - ICC, r, R² Mittelwertberechnung nach Fisher Z-Transformation).*

Trainingsperiode	Leistungsoutput	MAPE [%]		ICC		r		R ²		DS		DR		DS/DR	
		TRIMP	[kJ]	TRIMP	[kJ]	TRIMP	[kJ]	TRIMP	[kJ]	TRIMP	[kJ]	TRIMP	[kJ]	TRIMP	[kJ]
VP & WP	RBT [kJ]	4,28	4,15	0.19	0.19	0.24	0.31	0.06	0.10	2,00	1,95	1,55	1,55	1,29	1,26
VP	RBT [kJ]	3,38	3,43	0.27	0.25	0.38	0.36	0.14	0.13	3,20	3,20	3,00	3,05	1,07	1,05
WP	RBT [kJ]	1,98	1,87	0.26	0.37	0.56	0.47	0.31	0.22	1,95	2,50	1,45	2,50	1,34	1,00
VP1	RBT [kJ]	1,49	1,37	0.55	0.69	0.56*	0.71**	0.32*	0.50**	4,70	3,65	4,20	3,50	1,12	1,04
VP2	RBT [kJ]	2,50	2,51	0.84**	0.83**	0.84**	0.83**	0.71**	0.69**	7,40	7,75	5,40	5,85	1,37	1,32
WP1	RBT [kJ]	1,06	1,34	0.84**	0.61	0.82*	0.64	0.67*	0.41	7,70	5,00	7,65	5,00	1,01	1,00
WP2	RBT [kJ]	1,07	1,05	0.86**	0.86**	0.88*	0.87	0.78*	0.75	7,10	1,50	7,80	3,00	0,91	0,50
M	RBT [kJ]	2,25	2,25	0.62	0.60	0.67	0.64	0.47	0.43	4,86	3,65	4,44	3,49	1,16	1,02

Die Auswertung der *Modellparameter* der durchgeführten Simulationen liefert für alle betrachteten Trainingsperioden, außer der WP2, DS/DR-Werte größer eins. Die Werte liegen dabei in einem Bereich von 1,00 bis 1,37. Für die WP2 ergeben sich in Abhängigkeit des Trainingsinputs Werte von 0,50 und 0,91. Generell nehmen die DS/DR-Werte von der VP2 bis zur WP2 jeweils trainingsperiodenbezogen ab. Die Ausgangswerte der VP1 liegen zwischen denen der VP2 und WP1.

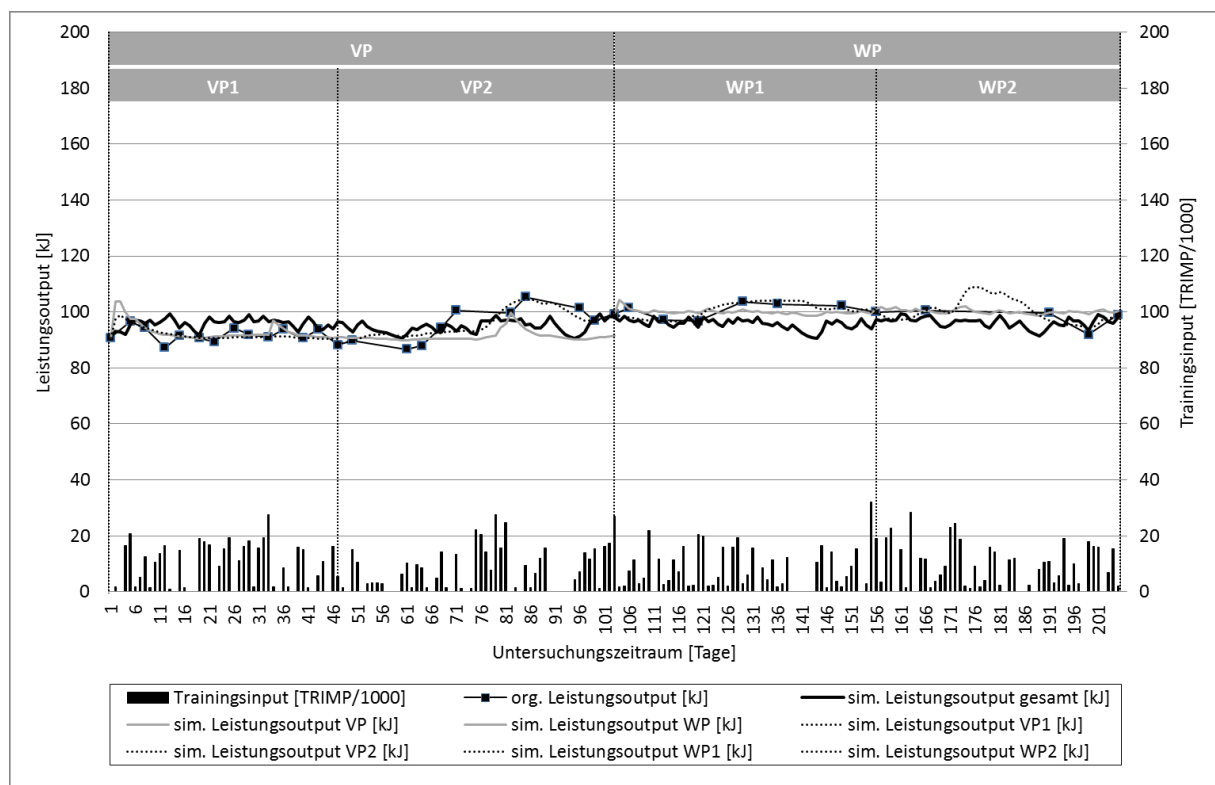


Abb. 52. Verlauf der realen und simulierten Leistungswerte nach Trainingsperioden für den Leistungsoutput [kJ] im RBT und den Trainingsinput TRIMP von S5.

Die grafische *Verlaufsanalyse* der Simulationsdaten zeigt für den *Trainingsinput TRIMP* eine gute Übereinstimmung der Einzelperioden-Simulationen (VP1, VP2, WP1, WP2) mit dem realen Leistungsverlauf. Die Verschiebung des Leistungsniveaus zur Mitte der VP2 kann hier gut nachvollzogen werden. Für die Simulation der Teilperioden VP und WP ergibt sich ein geteiltes Bild. Während die WP insgesamt gut abgebildet werden kann, ist der Leistungssprung (Niveauänderung) in der VP2 durch die Simulation der VP nicht abbildbar. Die Analyse der Simulation des Gesamtzeitraums zeigt in der VP1 und zu Beginn der VP2 zunächst zu hohe Leistungswerte, während nach der Niveauverschiebung tendenziell zu geringe Leistungswerte simuliert werden. Insgesamt gelingt die Simulation für den Gesamtzeitraum mit fixen Verzögerungsparametern, aus verlaufsanalytischer Sicht, nicht zufriedenstellend.

Die *grafische Verlaufsanalyse* der Simulationen der Einzelperioden VP1, VP2 und WP1 zeigt unter Berücksichtigung des *belastungsbasierten Trainingsinputs* (kJ) meist gute Übereinstimmung mit den Realdaten.

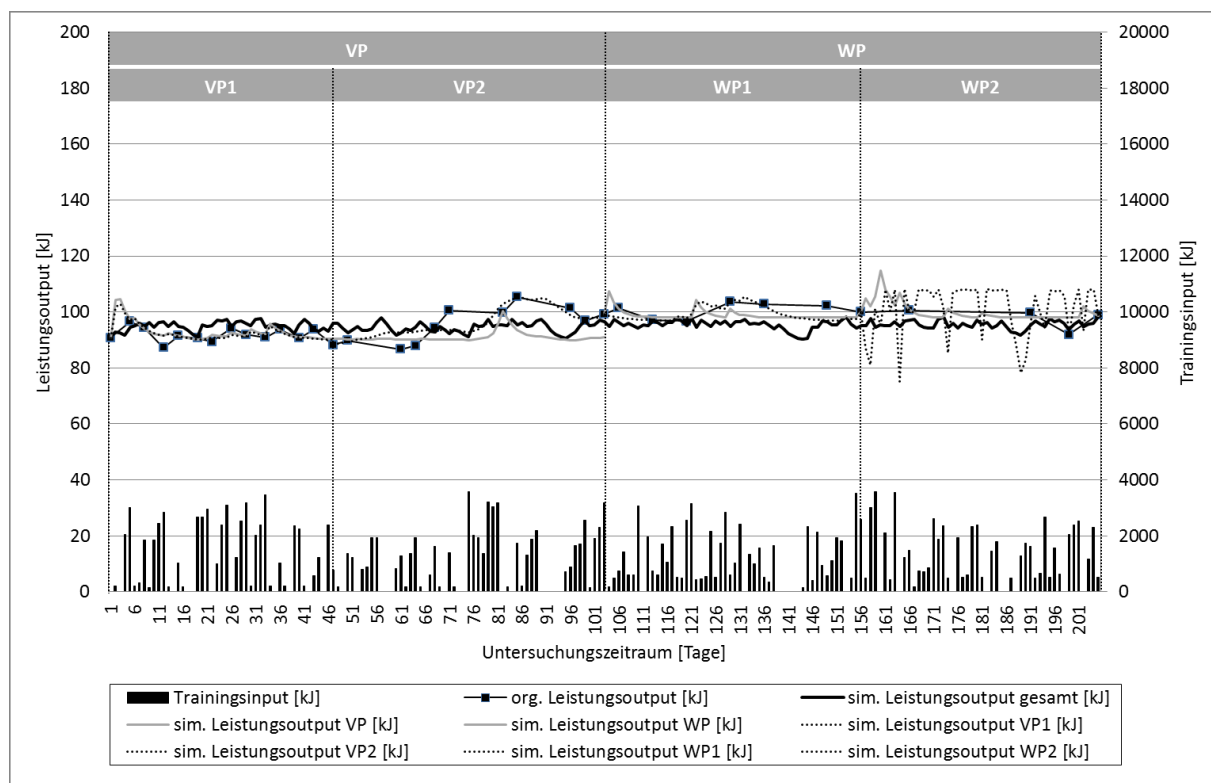


Abb. 53. Verlauf der realen und simulierten Leistungswerte nach Trainingsperioden für den Leistungoutput [kJ] im RBT und den Trainingsinput [kJ] von S5.

Die Simulation der WP2 misslingt jedoch, da die simulativ erzeugte Modelleinstellung, in Kombination mit den zufließenden Trainingsloads, wiederholt Überlaufphänomene auslöst.

Die Analyse der Simulationen der Teilperioden VP und WP ist in beiden Fällen problembehaftet. Während in der VP die sprunghafte Niveauverschiebung nicht nachvollzogen werden kann, folgt die Simulation der WP dem Kurvenverlauf zufriedenstellend, weist aber immer wieder sprunghafte Leistungsspitzen auf. Die Konfigura-

tion der Modellparameter in der Simulation der WP zeigt identische Verzögerungswerte für DS und DR.

Die Simulation des Gesamtzeitraums zeigt bis zur Verschiebung des Leistungsniveaus in der VP zunächst etwas zu hohe Simulationenwerte, während danach in der Summe zu geringe Leistungen simuliert werden. Aus verlaufsanalytischer Perspektive gelingt für den Gesamtzeitraum keine zufriedenstellende Anpassung der Simulationsdaten an die Realdaten.

8.2.6.3 Proband S6

Die Analyse der simulativen Modellanpassungen zeigt für die Trainingsbeanspruchung (TRIMP) in einer und für die Trainingsbelastung (kJ) in vier von sechs betrachteten Trainingsperioden gute Übereinstimmungen mit den Realdaten ($ICC > 0.70$). Bezieht man die mittlere prozentuale Abweichung (MAPE) in die Betrachtung mit ein, so ist festzuhalten, dass unabhängig vom Trainingsinput durchgängig nur geringe Abweichungen mit Werten zwischen 0,23 und 1,57 Prozent vorliegen. Bezogen auf den Trainingsinput ergibt sich, hinsichtlich dem MAPE, ein indifferentes Bild, da beide Inputparameter in jeweils drei Betrachtungszeiträumen besser abschneiden.

Tab. 66. Modellanpassung und Modellparameter nach Trainingsperioden der PerPot-Simulation mit Leistungsoutput [W] im TTT und Trainingsinput TRIMP bzw. [kJ] von S6 (MAPE: mittlere relative Abweichung zwischen realen und simulierten Leistungswerten; ICC: Intra-Class-Korrelationskoeffizient; r : Korrelationskoeffizient; R^2 : Determinationskoeffizient; F-Test: $*p < 0.05$, $**p < 0.01$; DS bzw. DR: Verzögerungsparameter des Strain- bzw. Response-Potential; DS/DR: Verhältnis der Verzögerungsparameter; M : arithmetischer Mittelwert - ICC, r , R^2 Mittelwertberechnung nach Fisher Z-Transformation).

Trainingsperiode	Leistungsoutput	MAPE [%]		ICC		r		R^2		DS		DR		DS/DR	
		TRIMP	[kJ]	TRIMP	[kJ]	TRIMP	[kJ]	TRIMP	[kJ]	TRIMP	[kJ]	TRIMP	[kJ]	TRIMP	[kJ]
VP & WP	TTT [W]	1,57	1,29	0,54	0,72**	0,65**	0,73**	0,42**	0,54**	7,40	7,35	6,50	6,80	1,14	1,08
VP	TTT [W]	0,61	0,65	0,53	0,39	0,51	0,48	0,26	0,23	7,45	7,10	7,00	6,55	1,06	1,08
WP	TTT [W]	1,43	1,13	0,39	0,78**	0,49	0,81**	0,24	0,65**	6,00	6,90	1,00	7,50	6,00	0,92
VP1	TTT [W]	0,64	0,70	0,51	0,33	0,52	0,43	0,27	0,19	7,75	7,35	7,25	6,80	1,07	1,08
VP2	TTT [W]														
WP1	TTT [W]	0,98	1,00	0,81**	0,81**	0,79*	0,81*	0,62*	0,65*	6,00	7,30	6,00	7,90	1,00	0,92
WP2	TTT [W]	0,48	0,23	0,57	0,91**	0,61	0,91*	0,37	0,83*	7,00	5,50	7,00	5,50	1,00	1,00
M	TTT [W]	0,95	0,83	0,58	0,71	0,61	0,74	0,37	0,56	6,93	6,92	5,79	6,84	1,88	1,01

Die Analyse der *Modellparameter* liefert, in Bezug auf den Quotienten DS/DR, Daten im Bereich von 0,92 bis 1,14. Für die WP liegt, unter Verwendung des Trainingsinputs TRIMP, jedoch ein deutlicher Ausreißer mit einem Wert von 6,00 vor. Die genaue Betrachtung zeigt, dass DR hier mit 1,00 eine minimale zeitliche Verzögerung aufweist. Generell ist festzustellen, dass die Werte von DS/DR in der WP1 und WP2 im Bereich zwischen 0,92 und 1,00 liegen, während in der VP und VP1 Werte zwischen 1,06 und 1,08 dokumentiert sind.

Die *grafische Verlaufsanalyse* der Simulationsdaten mit *beanspruchungsbasiertem Trainingsinput (TRIMP)* zeigt für die Simulationen der Einzelperioden (VP1, WP1, WP2) eine gute Überstimmung mit den Realdaten. Die Simulation der Teilperiode VP gelingt trotz verletzungsbedingt fehlender Testleistungen in der VP2 ebenfalls gut, während die der WP eine hohe Schwankungsbreite aufweist.

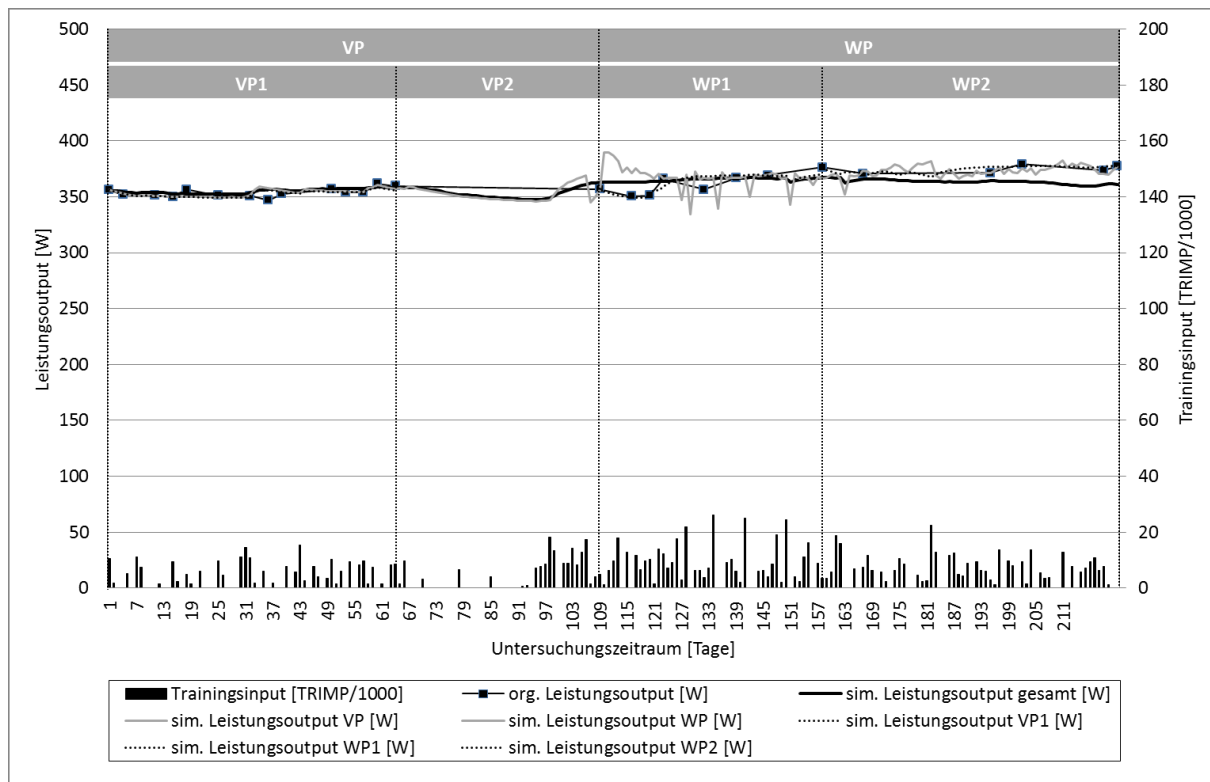


Abb. 54. Verlauf der realen und simulierten Leistungswerte nach Trainingsperioden für den Leistungsausput [W] im TTT und den Trainingsinput TRIMP von S6.

Die Simulation des Gesamtdatensatzes verläuft in der VP nahezu deckungsgleich mit dem der Simulation der Teilperiode VP. Größere verlaufscharakteristische Abweichungen von den Realdaten sind, abgesehen von kurzfristigen Leistungsschwankungen, primär direkt nach der Verletzungspause zu Beginn der WP1 und in den letzten vier Testleistungen der WP2 zu verzeichnen.

Betrachtet man die Simulationsdaten von S6, unter Einbeziehung der *Trainingsbelastung* (kJ) aus *verlaufsanalytischer Sicht*, so zeigen sich für alle Simulationen der Einzelperioden (VP1, WP1, WP2) und Teilperioden VP und WP ebenfalls gute Übereinstimmungen mit den Realdaten.

Die Leistungssimulation des gesamten Untersuchungszeitraums verläuft in der VP analog zur Simulation der Teilperiode. In der WP kann der allgemeine Leistungstrend nachvollzogen werden, jedoch kommt es eingangs der WP1 modellbedingt zu Überlaufphänomenen des SP, welche sich in der Folge direkt negativ auf die Leistung auswirken und in einem gezackten Leistungsverlauf resultieren.

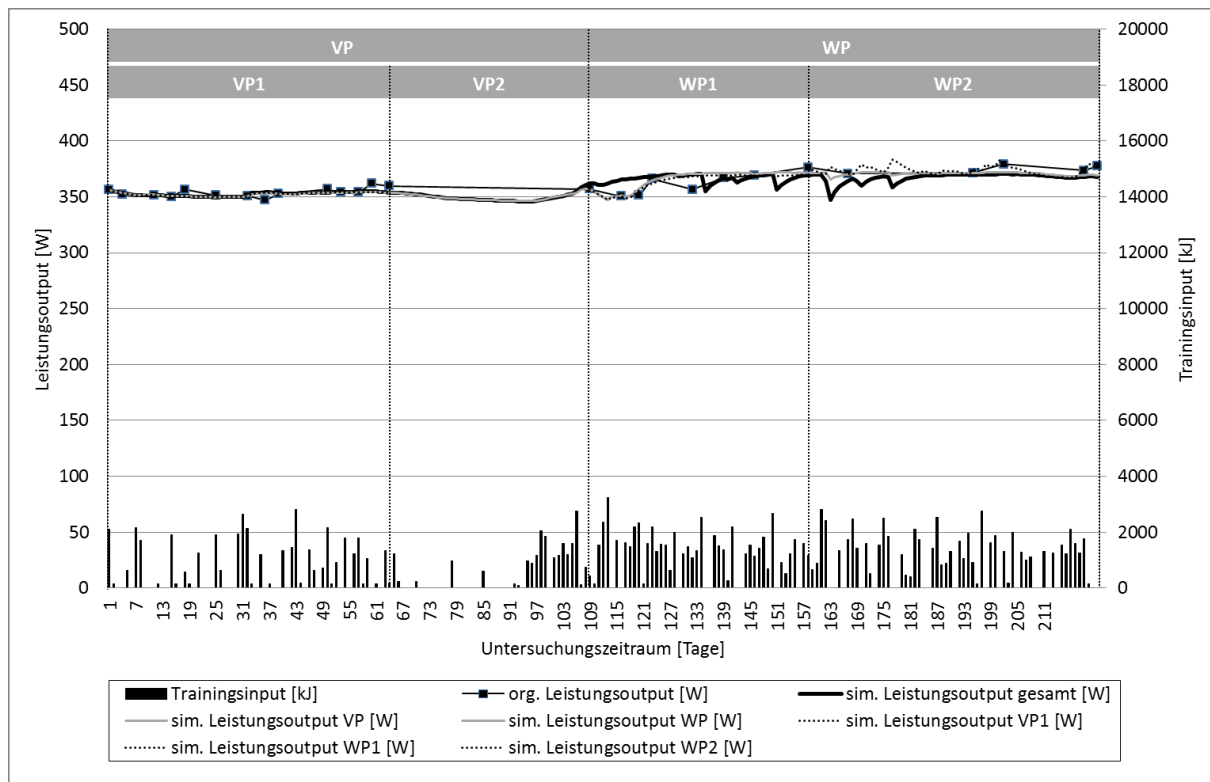


Abb. 55. Verlauf der realen und simulierten Leistungswerte nach Trainingsperioden für den Leistungswert [W] im TTT und den Trainingsinput [kJ] von S6.

8.2.6.4 Proband S7

Gemessen am ICC ergibt die Analyse der Simulationsdaten von S7 für die Trainingsbeanspruchung (TRIMP) und die Trainingsbelastung (kJ) in jeweils einer von fünf betrachteten Trainingsperioden gute Anpassungen ($ICC > 0.70$). Dennoch zeigen sich im MAPE in allen Zeiträumen, unabhängig vom Trainingsinput, sehr gute Werte mit mittleren prozentualen Abweichungen zwischen 0,88 und 1,65 Prozent. Bezogen auf den MAPE liefert der Datensatz mit Trainingsinput TRIMP in vier von fünf Fällen gleiche oder bessere Werte, als der belastungsbasierte Trainingsinput.

Tab. 67. Modellanpassung und Modellparameter nach Trainingsperioden der PerPot-Simulation mit Leistungswert [W] im TTT und Trainingsinput TRIMP bzw. [kJ] von S7 (MAPE: mittlere relative Abweichung zwischen realen und simulierten Leistungswerten; ICC: Intra-Class-Korrelationskoeffizient; r : Korrelationskoeffizient; R^2 : Determinationskoeffizient; F-Test: $*p < 0.05$, $**p < 0.01$; DS bzw. DR: Verzögerungsparameter des Strain- bzw. Response-Potential; DS/DR: Verhältnis der Verzögerungsparameter; M: arithmetischer Mittelwert - ICC, r , R^2 Mittelwertberechnung nach Fisher Z-Transformation).

Trainingsperiode	Leistungsoutput	MAPE [%]		ICC		r		R^2		DS		DR		DS/DR	
		TRIMP	[kJ]	TRIMP	[kJ]	TRIMP	[kJ]	TRIMP	[kJ]	TRIMP	[kJ]	TRIMP	[kJ]	TRIMP	[kJ]
VP & WP	TTT [W]	1,61	1,65	0,62	0,54	0,62**	0,55**	0,38**	0,30**	7,80	7,40	6,25	5,95	1,25	1,24
VP	TTT [W]	1,37	1,51	0,56	0,51	0,57**	0,51**	0,32**	0,26**	7,65	6,55	6,20	5,50	1,23	1,19
WP (=WP1)	TTT [W]	0,88	1,27	0,87**	0,60	0,87**	0,66	0,75**	0,44	7,95	7,50	7,65	7,50	1,04	1,00
VP1	TTT [W]	0,96	0,93	0,69	0,71**	0,68*	0,69*	0,46*	0,48*	6,60	10,70	5,65	8,40	1,17	1,27
VP2	TTT [W]	1,33	1,33	0,34	0,35	0,55*	0,55*	0,31*	0,31*	5,75	5,30	5,20	4,85	1,11	1,09
WP1 (=WP)	TTT [W]	0,88	1,27	0,87**	0,60	0,87**	0,66	0,75**	0,44	7,95	7,50	7,65	7,50	1,04	1,00
WP2	TTT [W]														
M	TTT [W]	1,17	1,33	0,65	0,55	0,68	0,60	0,47	0,36	7,28	7,49	6,43	6,62	1,14	1,13

Die Analyse der *Modellparameter* ergibt für den Quotienten DS/DR einen Wertebereich von 1,00 bis 1,27. Die niedrigsten Werte sind dabei in der WP (WP1) festzustellen. Insgesamt ist über den Untersuchungszeitraum hinweg ein kontinuierliches periodenbezogenes Gefälle in den DS/DR-Werte zu registrieren.

Die *grafische Verlaufsanalyse* der Simulationsdaten, basierend auf dem *Trainingsinput TRIMP*, zeigt für die Simulationen der Einzelperioden (VP1, VP2, WP1) sowie die der Teilperioden VP und WP eine gute Abbildung der Verlaufscharakteristik der Originalleistung. Während in den Trainingsperioden VP1 und VP2 allerdings nur globale Leistungstrends, nicht aber kurzfristige Leistungsveränderungen, nachvollzogen werden können, gelingt es in der WP den wellenförmigen Leistungsverlauf gut abzubilden.

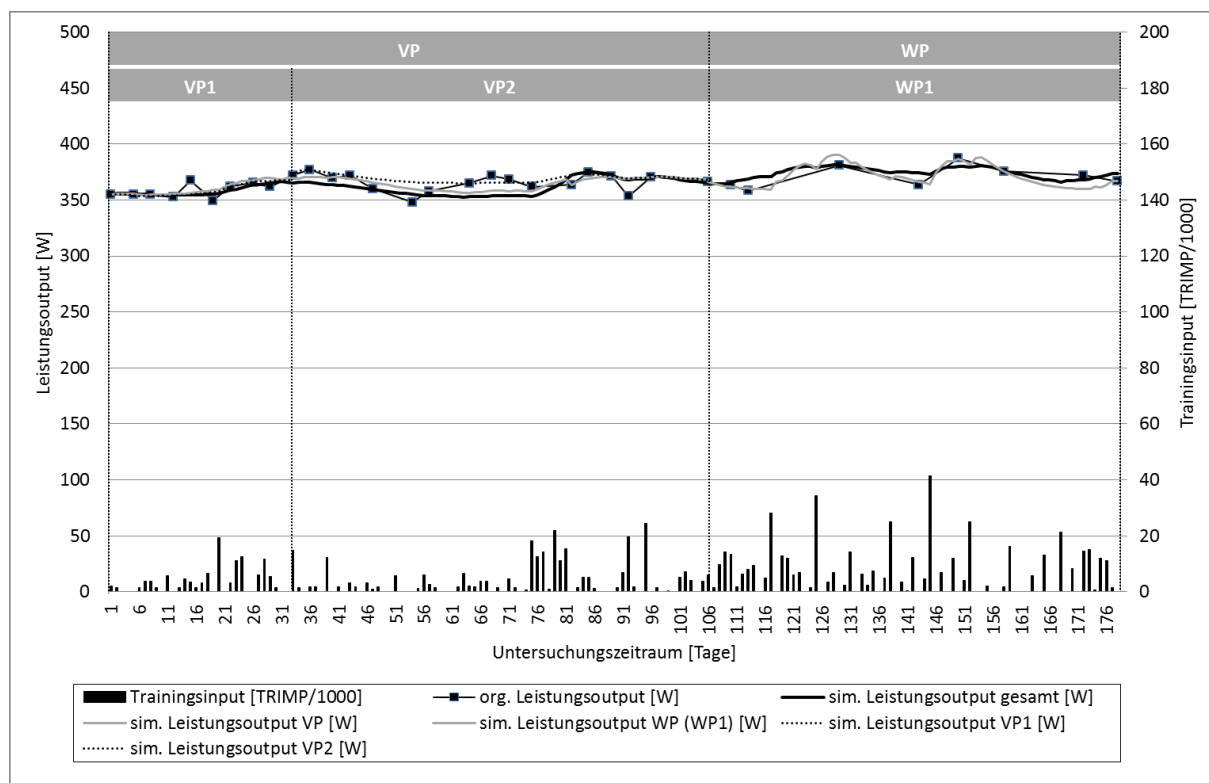


Abb. 56. Verlauf der realen und simulierten Leistungswerte nach Trainingsperioden für den Leistungsausput [W] im TTT und den Trainingsinput TRIMP von S7.

Die Simulation des Gesamtdatensatzes folgt in der VP im Wesentlichen der Simulation der Teilperiode VP. In der WP gelingt ebenfalls eine wellenförmige Verlaufscharakteristik, jedoch mit einer abgeschwächten Ausprägung. Insgesamt kann die Modellanpassung, auch in Bezug auf den Gesamtzeitraum, als befriedigend bis gut bezeichnet werden.

Die Simulationsdaten auf Basis der *Trainingsbelastung* (kJ) liefern bei *verlaufsanalytischer Betrachtung* ein ähnliches Bild. Während in der VP die Verlaufscharakteristik mit Ausnahme von kurzfristigen Leistungsvariationen gut nachvollzogen werden kann, ergibt sich für die WP eine tendenziell schlechtere Anpassung an die Realdaten.

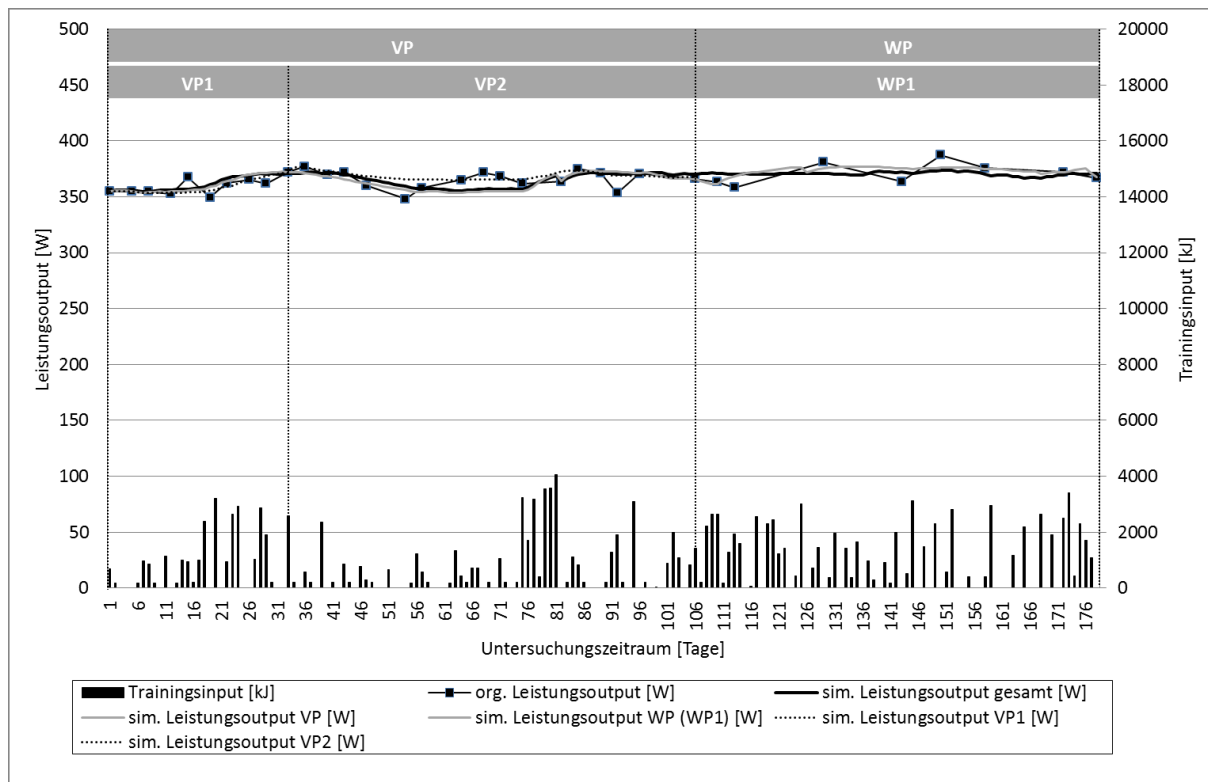


Abb. 57. Verlauf der realen und simulierten Leistungswerte nach Trainingsperioden für den Leistungoutput [W] im TTT und den Trainingsinput [kJ] von S7.

8.2.7 PerPot-Modellprognose

Im Rahmen der Modellprognose werden, in Abhängigkeit der individuellen Untersuchungszeiträume, die Leistungswerte der Einzelperioden VP2, WP1, WP2 und der Teilperiode WP, auf der Basis der Modellkalibrierung der jeweils vorgeschalteten Einzel- bzw. Teilperiode, prognostiziert. Die qualitative Beurteilung der Prognoseergebnisse erfolgt anhand des *MAPE* der grundlegenden Modellkalibrierung (Sim. TP-1) und der Modellprognose (Prog. TP) sowie der visuellen Verlaufsanalyse der prognostizierten Leistungsdaten. Zur weiteren Einordnung der periodenbezogen erzielten Prognoseergebnisse werden die entsprechenden „Best-Fit“ Modellanpassungen (Sim. TP) gegenübergestellt (vgl. Kapitel 7.3.3).

8.2.7.1 Proband S4

Die Modellprognose liefert, gemessen am *MAPE*, in den Trainingsperioden WP1 und WP größere Abweichungen. Für den belastungsbasierten Trainingsinput ergibt sich zudem in der VP2 ein deutlicher Prognosefehler. In allen drei Prognosezeiträumen liefert der beanspruchungsbasierte Trainingsinput (TRIMP) etwas bessere Ergebnisse. Auch die, den Prognosen zugrunde liegenden Kalibrierungen (Sim. TP-1) zeigen anhand des *MAPE* eine insgesamt befriedigende Modellanpassung.

Tab. 68. Modellprognose für den Leistungsoutput [kJ] im RBT basierend auf der jeweils zeitlich vorgelegerten Trainingsperiode (VP1, VP2, WP1, VP) unter Einsatz des Trainingsinputs TRIMP bzw. [kJ] von S4 (TLR: Trainingsload-Reserve in der Modellkalibrierung; N: Anzahl der Leistungswerte im Kalibrierungszeitraum TP-1 und Prognosezeitraum TP; MAPE: mittlere relative Abweichung zwischen realen und simulierten/prognostizierten Leistungswerten; Sim. TP-1: Modellanpassung im Kalibrierungszeitraum; Prog. TP: Modellanpassung der Prognose; Sim. TP*: Best-Fit Modellanpassung im Prognosezeitraum (übernommen aus Kapitel 8.2.6); M: arithmetischer Mittelwert).

Trainings- periode (TP)	Leistungs- output	TRIMP						[kJ]							
		TLR [%]	N			MAPE [%]			TLR [%]	N			MAPE [%]		
		TP-1	TP-1	TP	Sim. TP-1	Prog. TP	Sim. TP*	TP-1	TP-1	TP	Sim. TP-1	Prog. TP	Sim. TP*		
VP2	RBT [kJ]	13	18	13	3,71	3,64	1,68	14	18	13	3,89	9,22	2,99		
WP1	RBT [kJ]	0	13	7	1,68	5,24	1,91	0	13	7	2,99	5,92	2,25		
WP2	RBT [kJ]														
WP	RBT [kJ]	0	30	7	3,79	6,68	1,91	0	30	7	4,22	6,69	2,25		
M	RBT [kJ]				3,06	5,19	1,83				3,70	7,28	2,50		

Die *Verlaufsanalyse* der prognostizierten Leistungsdaten, unter Verwendung des *Trainingsinputs TRIMP*, ergibt für die Prognose der VP2 eine strukturell akzeptable Anpassung, während bei der WP und WP1 Prognose insgesamt zu geringe Leistungswerte vorhergesagt werden. In Bezug auf die WP1 Prognose ist jedoch zu konstatieren, dass die Verlaufscharakteristik der Originaldaten (im Leistungsniveau verschoben) abgebildet werden kann. Bemerkenswert erscheint auch, dass die Prognose der VP2 in dieser Trainingsperiode deckungsgleich mit der Modellkalibrierung der VP verläuft.

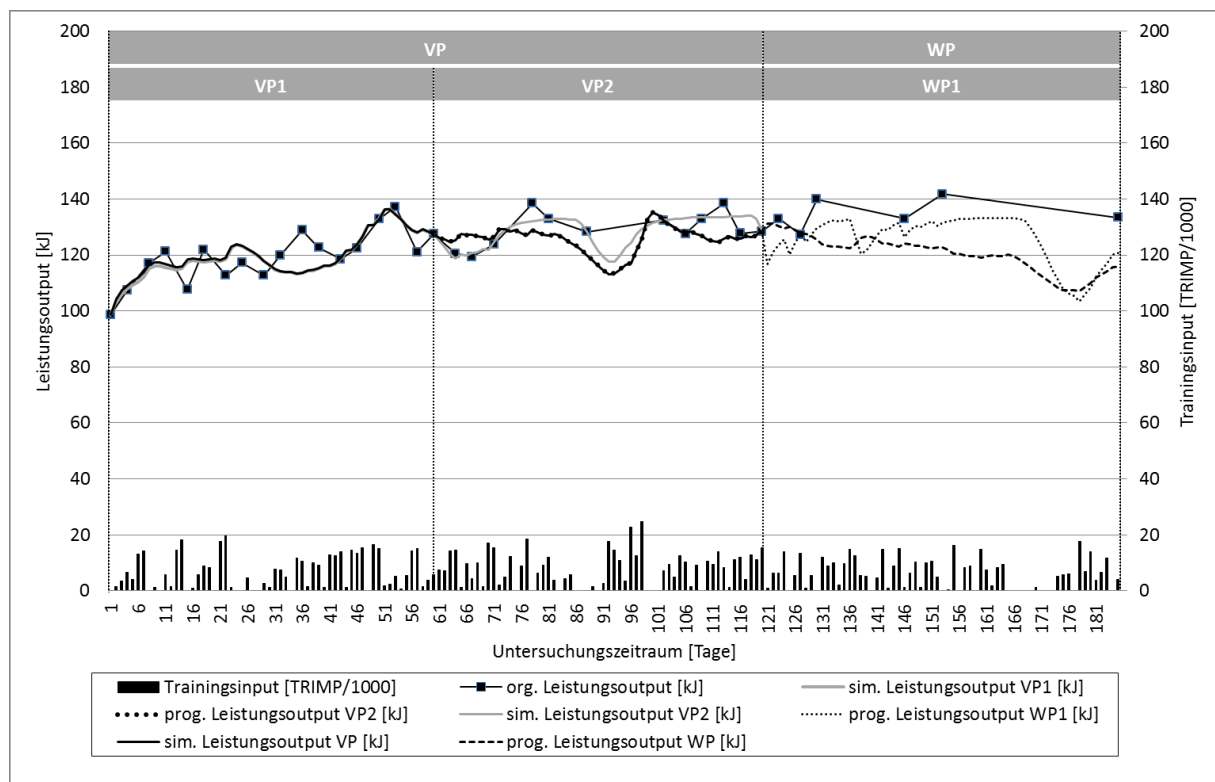


Abb. 58. Verlauf der realen, simulierten (der Prognose vorgeschaltete Kalibrierung) und prognostizierten Leistungswerte nach Trainingsperioden für den Leistungsoutput [kJ] im RBT und den Trainingsinput TRIMP von S4.

Unter Verwendung des *belastungsbasierten Trainingsinputs* (kJ) zeigen sich speziell bei der VP2 Prognose teils deutliche Abweichungen zu den Realdaten. Problematisch erweisen sich hier die hohen Trainingsloads im Zeitraum des Trainingslagers. Die Prognose der WP1 liefert relativ zu den Originaldaten zu geringe Leistungswerte, folgt aber leistungsstrukturell dem realen Leistungsverlauf. Die Prognose der WP ergibt hingegen einen deutlich zu negativen Verlauf. Hier zeigt sich, dass bereits in der zugrunde liegenden Kalibrierungsphase ein mittlerer prozentualer Fehler von 4,22 Prozent vorliegt und damit die simulative Abbildung der Trainings-/Leistungs-Relation problembehaftet ist.

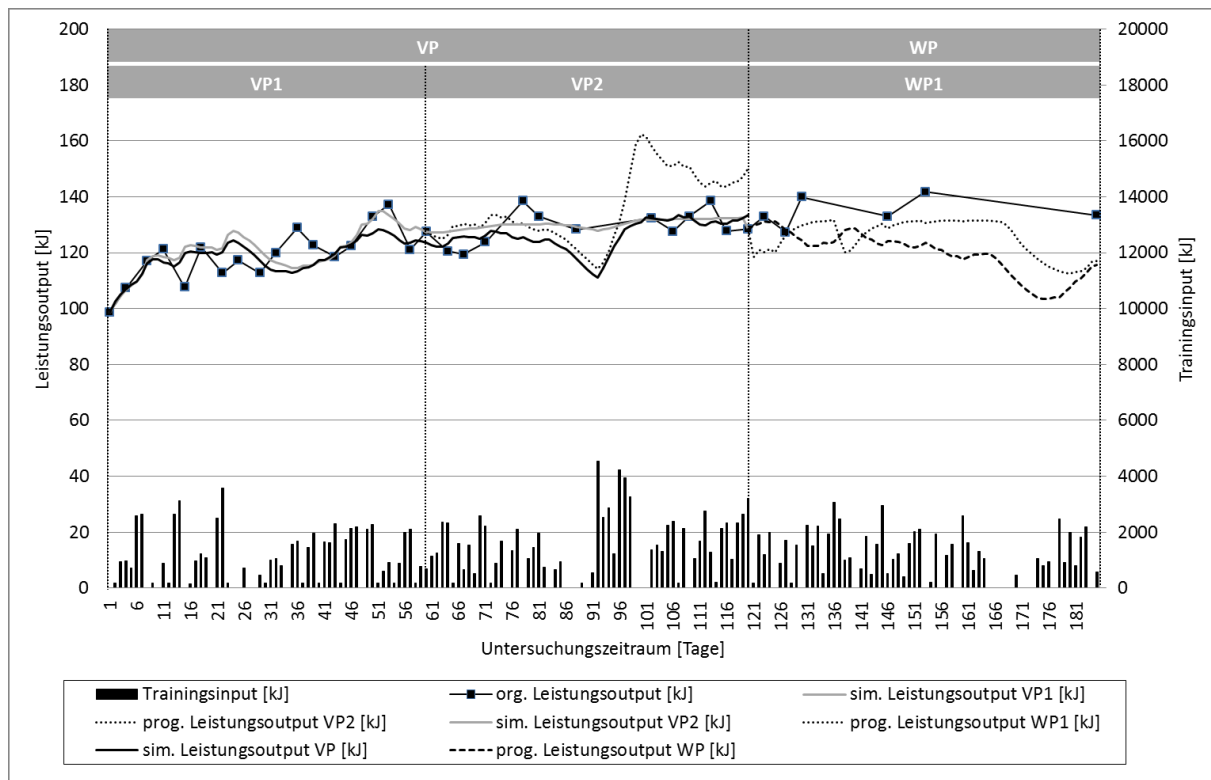


Abb. 59. Verlauf der realen, simulierten (der Prognose vorgeschaltete Kalibrierung) und prognostizierten Leistungswerte nach Trainingsperioden für den Leistungsoutput [kJ] im RBT und den Trainingsinput [kJ] von S4.

8.2.7.2 Proband S5

Die Modellprognose zeigt bei beiden Inputalternativen für die Trainingsperioden WP1 und WP gute Prognoseergebnisse. Problematisch erscheinen die Prognosen der VP2 (TRIMP & kJ) und der WP2 (TRIMP). Bei allen Prognosen zeigen sich jedoch in den zugrunde liegenden Kalibrierungszeiträumen gute Simulationsergebnisse (Sim. TP-1) und damit stabile Modellanpassungen. Im Vergleich der beiden Inputalternativen liefert die Modellprognose mit dem belastungsbasierten Trainingsload, gemessen am *MAPE*, in drei der vier Prognosezeiträume bessere Ergebnisse.

Tab. 69. Modellprognose für den Leistungsoutput [kJ] im RBT basierend auf der jeweils zeitlich vorge-lagerten Trainingsperiode (VP1, VP2, WP1, VP) unter Einsatz des Trainingsinputs TRIMP bzw. [kJ] von S5 (TLR: Trainingsload-Reserve in der Modellkalibrierung; N: Anzahl der Leistungs-werte im Kalibrierungszeitraum TP-1 und Prognosezeitraum TP; MAPE: mittlere relative Abweichung zwischen realen und simulierten/prognostizierten Leistungswerten; Sim. TP-1: Modellanpassung im Kalibrierungszeitraum; Prog. TP: Modellanpassung der Progno-se; Sim. TP*: Best-Fit Modellanpassung im Prognosezeitraum (übernommen aus Kapitel 8.2.6); M: arithmetischer Mittelwert).

Trainings- periode (TP)	Leistungs- output	TRIMP						[kJ]					
		TLR [%]	N		MAPE [%]			TLR [%]	N		MAPE [%]		
		TP-1	TP-1	TP	Sim. TP-1	Prog. TP	Sim. TP*	TP-1	TP-1	TP	Sim. TP-1	Prog. TP	Sim. TP*
VP2	RBT [kJ]	0	14	11	1,49	7,81	2,50	2	14	11	1,37	6,69	2,51
WP1	RBT [kJ]	9	11	8	2,50	2,61	1,06	0	11	8	2,51	2,39	1,34
WP2	RBT [kJ]	0	8	5	1,06	6,11	1,07	1	8	5	1,34	3,58	1,05
WP	RBT [kJ]	8	24	12	3,38	2,37	1,98	0	24	12	3,43	2,39	1,87
<i>M</i>	RBT [kJ]				2,11	4,73	1,65				2,16	3,76	1,69

Die *verlaufsanalytische Betrachtung* in Bezug auf den Trainingsinput TRIMP bestätigt die simulativen Probleme in der VP2 und WP2 Prognose. In der VP2 kann der sprunghafte Leistungsanstieg und die dadurch bedingte Niveauänderung nicht nach-vollzogen werden. In der WP2 wird den prognostizierten Leistungswerten eine insgesamt zu hohe Verlaufs-dynamik unterstellt.

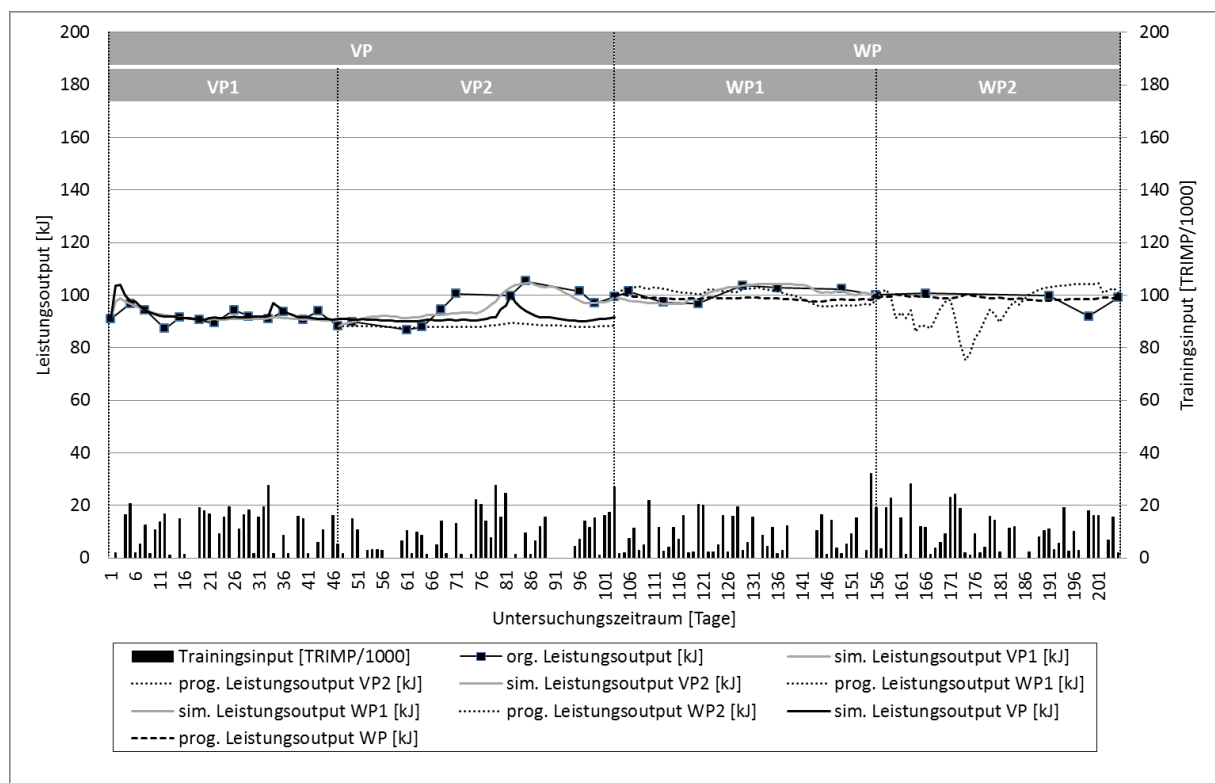


Abb. 60. Verlauf der realen, simulierten (der Prognose vorgeschaltete Kalibrierung) und prognostizierten Leistungswerte nach Trainingsperioden für den Leistungsoutput [kJ] im RBT und den Trainingsinput TRIMP von S5.

Die Modellprognosen der Trainingsperioden WP1 und WP sind hingegen auch aus verlaufsanalytischer Sicht als gut zu bewerten. Bemerkenswert ist insbesondere der prognostizierte Leistungsverlauf der WP, da dieser, trotz simulativer Probleme im

Kalibrierungszeitraum, gut mit den originären Leistungswerten übereinstimmt. Dies resultiert in der Tatsache, dass der mittlere prozentuale Fehler im Kalibrierungszeitraum in diesem Fall größer als der Fehler der Modellprognose ist.

Betrachtet man die Prognoseergebnisse für den *Trainingsinput Trainingsbelastung* (kJ), so ist festzustellen, dass lediglich die Prognose der VP2 misslingt. Hier gelingt es nicht, den Leistungsanstieg (Niveauänderung) abzubilden. Für die Modellprognosen der übrigen Prognosezeiträume (WP1, WP2, WP) ist dagegen eine befriedigende bis gute Anpassung an den Verlauf der Realdaten festzustellen.

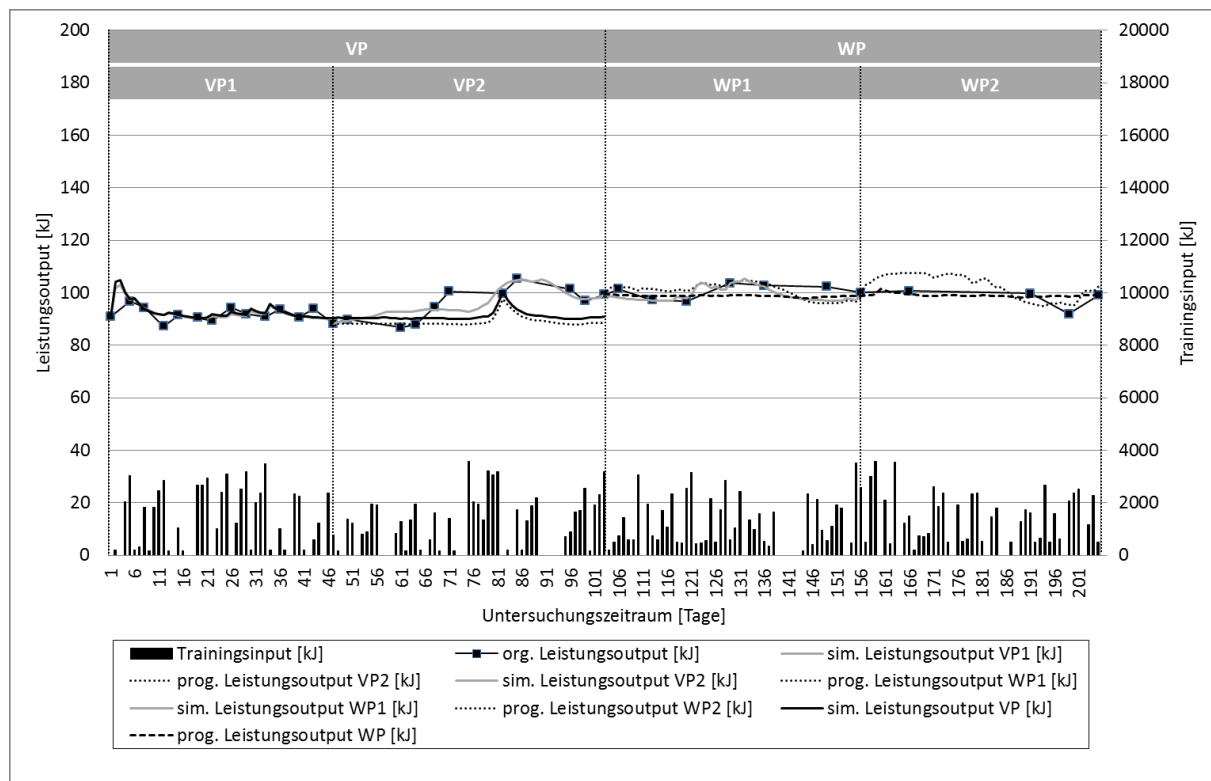


Abb. 61. Verlauf der realen, simulierten (der Prognose vorgeschaltete Kalibrierung) und prognostizierten Leistungswerte nach Trainingsperioden für den Leistungoutput [kJ] im RBT und den Trainingsinput [kJ] von S5.

8.2.7.3 Proband S6

Aufgrund der verletzungsbedingten Trainingspause in der VP2 erfolgt für S6 nur eine Leistungsprognose für die Trainingsperioden WP2 und WP. Die Simulation der WP basiert auf den Leistungsdaten der VP und beinhaltet damit auch den vierwöchigen trainingsfreien Zeitraum der VP2. Die Analyse der Prognoseergebnisse zeigt für beide Inputparameter, gemessen am *MAPE*, gute Anpassungen. Der belastungs-basierte Trainingsload liefert hier insgesamt bessere Ergebnisse. Auch die, den Simulationen zugrunde liegenden, Modellkalibrierungen (Sim. TP-1) ergeben sehr gute Anpassungen.

Tab. 70. Modellprognose für den Leistungoutput [W] im TTT basierend auf der jeweils zeitlich vorgelegten Trainingsperiode (VP1, VP2, WP1, WP) unter Einsatz des Trainingsinputs TRIMP bzw. [kJ] von S6 (TLR: Trainingsload-Reserve in der Modellkalibrierung; N: Anzahl der Leistungswerte im Kalibrierungszeitraum TP-1 und Prognosezeitraum TP; MAPE: mittlere relative Abweichung zwischen realen und simulierten/prognostizierten Leistungswerten; Sim. TP-1: Modellanpassung im Kalibrierungszeitraum; Prog. TP: Modellanpassung der Prognose; Sim. TP*: Best-Fit Modellanpassung im Prognosezeitraum (übernommen aus Kapitel 8.2.6); M: arithmetischer Mittelwert).

Trainings- periode (TP)	Leistungs- output	TRIMP						[kJ]							
		TLR [%]	N			MAPE [%]			TLR [%]	N			MAPE [%]		
		TP-1	TP-1	TP	Sim. TP-1	Prog. TP	Sim. TP*	TP-1	TP-1	TP	Sim. TP-1	Prog. TP	Sim. TP*		
VP2	TTT [W]														
WP1	TTT [W]														
WP2	TTT [W]	0	8	6	0,98	3,18	0,48	0	8	6	1,00	1,63	0,23		
WP	TTT [W]	21	15	13	0,67	3,25	1,43	9	15	13	0,65	2,66	1,13		
M	TTT [W]				0,83	3,22	0,96				0,83	2,15	0,68		

Die *Verlaufsanalyse* der prognostizierten Leistungsdaten zeigt, unter Verwendung des *Trainingsinputs TRIMP*, eine befriedigende Abbildung des strukturellen Leistungsverlaufs. Dennoch ist kritisch anzumerken, dass, bezogen auf einzelne Werte, teils Über- bzw. Unterschätzungen, in Relation zu den Realdaten, erfolgen. So erweisen sich insbesondere die Prognosen der letzten drei Leistungswerte im Zeitraum der WP2 als schwierig. In Bezug auf die Prognose der WP sind die erzielten Anpassungen im Simulations- und Prognosezeitraum, vor dem Hintergrund der vierwöchigen Trainingspause im Kalibrierungszeitraum, jedoch als zufriedenstellend zu bezeichnen.

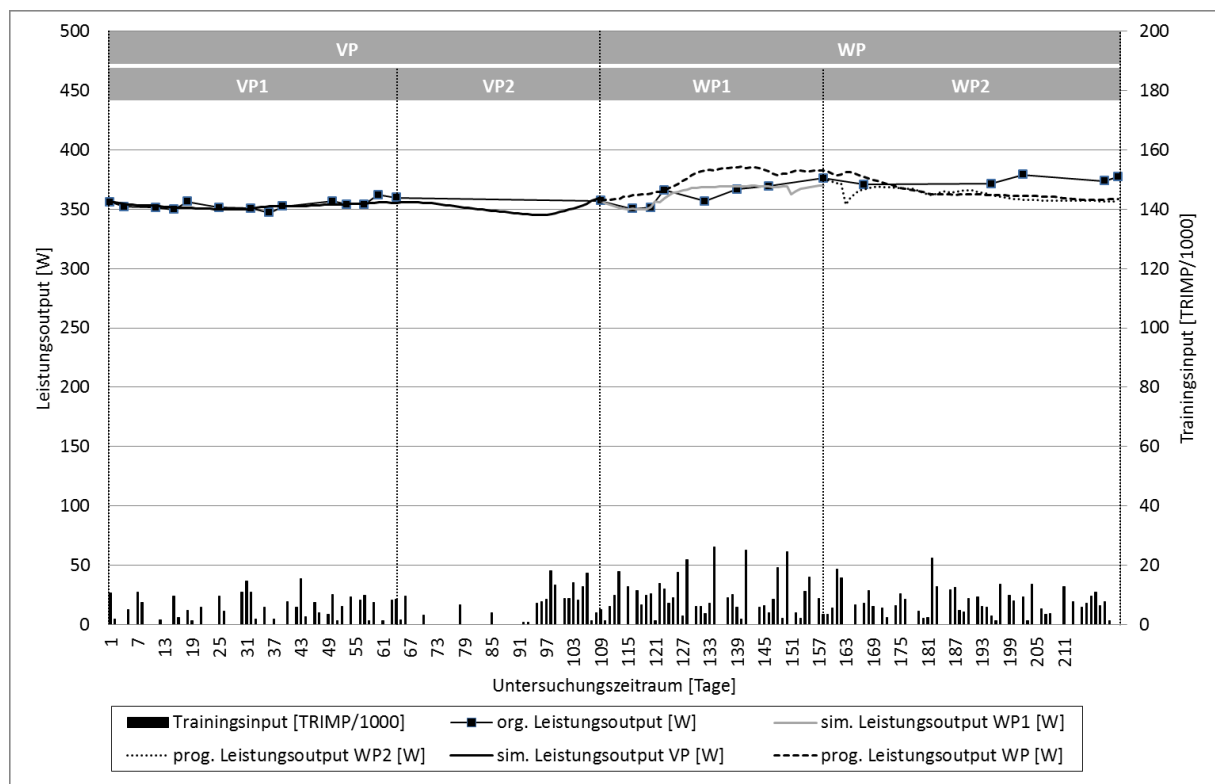


Abb. 62. Verlauf der realen, simulierten (der Prognose vorgeschaltete Kalibrierung) und prognostizierten Leistungswerte nach Trainingsperioden für den Leistungoutput [W] im TTT und den Trainingsinput TRIMP von S6.

Für den *belastungsbasierten Trainingsinput* (kJ) liefert die Modellprognose der WP im Zeitraum der WP1 eine gute Anpassung, während in der WP2 ein zu negativer Leistungsverlauf prognostiziert wird. Auch hier gelingt die Simulation und Prognose, trotz der verletzungsbedingten Trainingsunterbrechung im Kalibrierungszeitraum insgesamt zufriedenstellend. Die Prognose der WP2 zeigt ebenfalls einen strukturell nachvollziehbaren Leistungsverlauf und eine insgesamt gute Übereinstimmung mit den Realdaten.

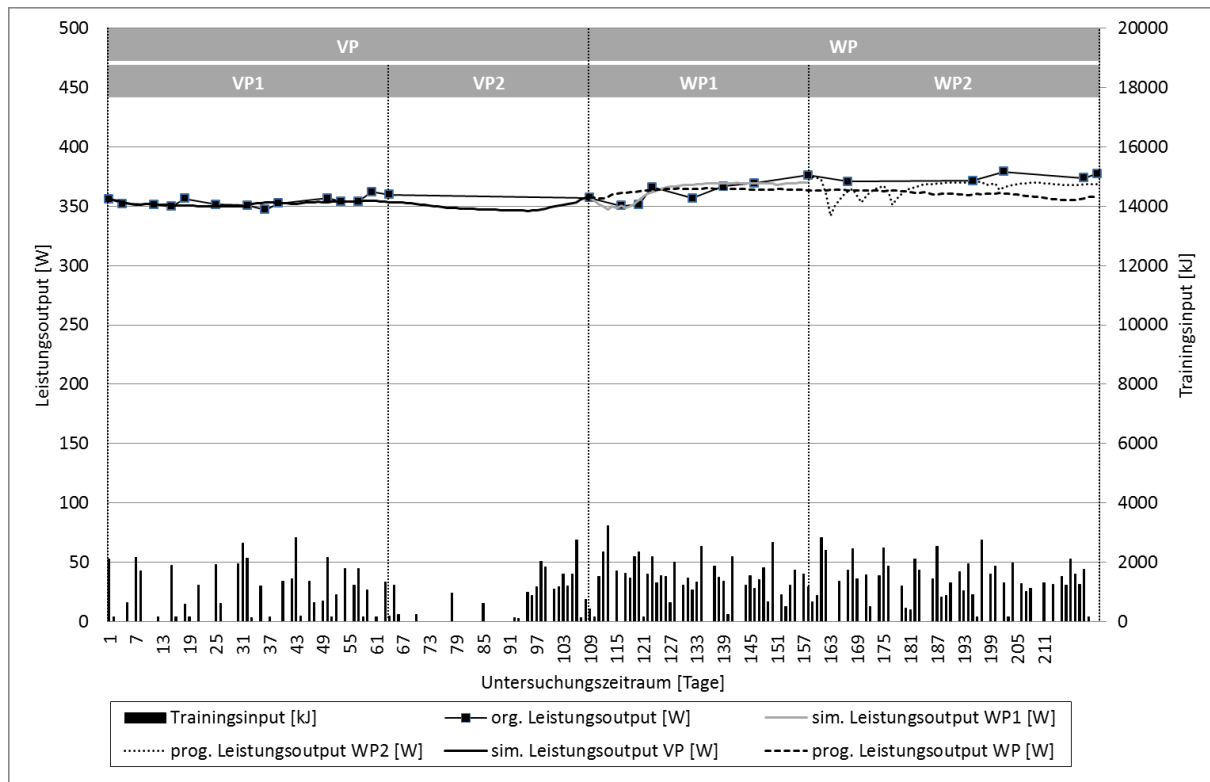


Abb. 63. Verlauf der realen, simulierten (der Prognose vorgeschaltete Kalibrierung) und prognostizierten Leistungswerte nach Trainingsperioden für den Leistungswert [W] im TTT und den Trainingsinput [kJ] von S6.

8.2.7.4 Proband S7

Proband S7 nahm nur bis zur WP1 an der Studie teil, sodass keine Modellprognose für die WP2 durchgeführt wurde. Die Modellprognose der Teilperiode WP umfasst deshalb als Prognosezeitraum ausschließlich die WP1 und basiert auf den Leistungsdaten der Teilperiode VP (Kalibrierungszeitraum). Die Analyse der Prognoseergebnisse zeigt, basierend auf einer stabilen Modellkalibrierung, insgesamt sehr gute Übereinstimmungen mit den Realdaten. Die mittleren prozentualen Prognosefehler differieren nur gering von den periodenbezogenen ermittelten „Best-Fit“ Modellanpassungen (Sim. TP). Die Modellprognose liefert, bezogen auf den Trainingsinput, in zwei der drei betrachteten Prognosezeiträume bessere Werte mit dem beanspruchungsbasierten Trainingsload.

Tab. 71. Modellprognose für den Leistungsoutput [W] im TTT basierend auf der jeweils zeitlich vorgelagerten Trainingsperiode (VP1, VP2, WP1, WP) unter Einsatz des Trainingsinputs TRIMP bzw. [kJ] von S7 (TLR: Trainingsload-Reserve in der Modellkalibrierung; N: Anzahl der Leistungswerte im Kalibrierungszeitraum TP-1 und Prognosezeitraum TP; MAPE: mittlere relative Abweichung zwischen realen und simulierten/prognostizierten Leistungswerten; Sim. TP-1: Modellanpassung im Kalibrierungszeitraum; Prog. TP: Modellanpassung der Prognose; Sim. TP*: Best-Fit Modellanpassung im Prognosezeitraum (übernommen aus Kapitel 8.2.6); M: arithmetischer Mittelwert).

Trainingsperiode (TP)	Leistungsoutput	TRIMP						[kJ]					
		TLR [%]	N		MAPE [%]			TLR [%]	N		MAPE [%]		
		TP-1	TP-1	TP	Sim. TP-1	Prog. TP	Sim. TP*	TP-1	TP-1	TP	Sim. TP-1	Prog. TP	Sim. TP*
VP2	TTT [W]	13	10	17	0,96	1,99	1,33	13	10	17	0,93	1,81	1,33
WP1	TTT [W]	35	17	9	1,33	1,76	1,17	0	17	9	1,33	2,03	1,27
WP2	TTT [W]												
WP	TTT [W]	35	26	9	1,54	1,87	1,17	0	26	9	1,51	2,11	1,27
M	TTT [W]				1,28	1,87	1,22				1,26	1,98	1,29

Die *Verlaufsanalyse* der Leistungsprognosen, unter Einsatz der *Trainingsbeanspruchung* (TRIMP), zeigt für die Prognose der VP2 einen strukturell zufriedenstellenden Leistungsverlauf. Lediglich trainingslagerbedingt treten punktuell größere Abweichungen auf. Die Prognosen der WP und WP1 bilden den allgemeinen Leistungstrend ab, können aber den wellenförmigen Leistungsverlauf nicht vollständig nachvollziehen.

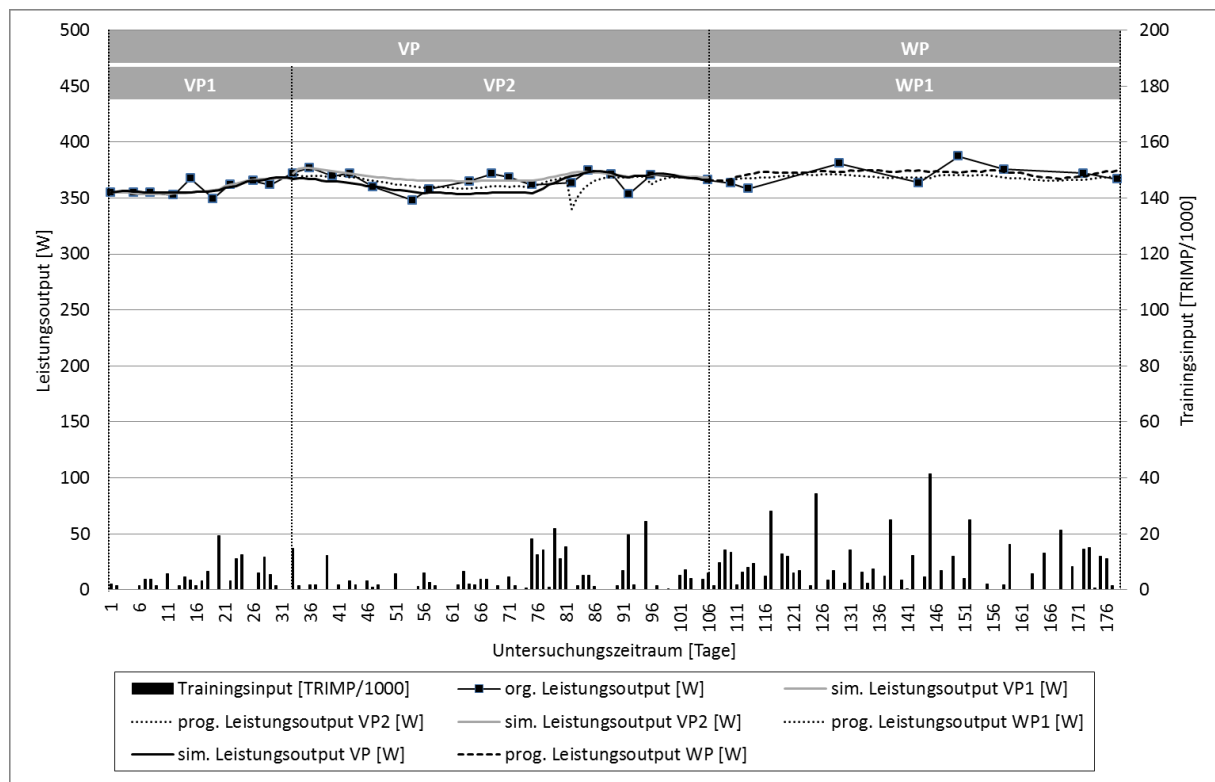


Abb. 64. Verlauf der realen, simulierten (der Prognose vorgeschaltete Kalibrierung) und prognostizierten Leistungswerte nach Trainingsperioden für den Leistungsoutput [W] im TTT und den Trainingsinput TRIMP von S7.

Auch bei Verwendung des *belastungsbasierten Trainingsinputs* (kJ) liefern die Prognosen der WP1 und WP nur einen allgemeinen Leistungstrend, ohne den wellen-

förmigen Leistungsverlauf der Realdatenreihe zu berücksichtigen. Die Prognose der VP2 gelingt hingegen größtenteils gut, sodass die Dynamik des Leistungsverlaufs strukturell nachvollzogen werden kann.

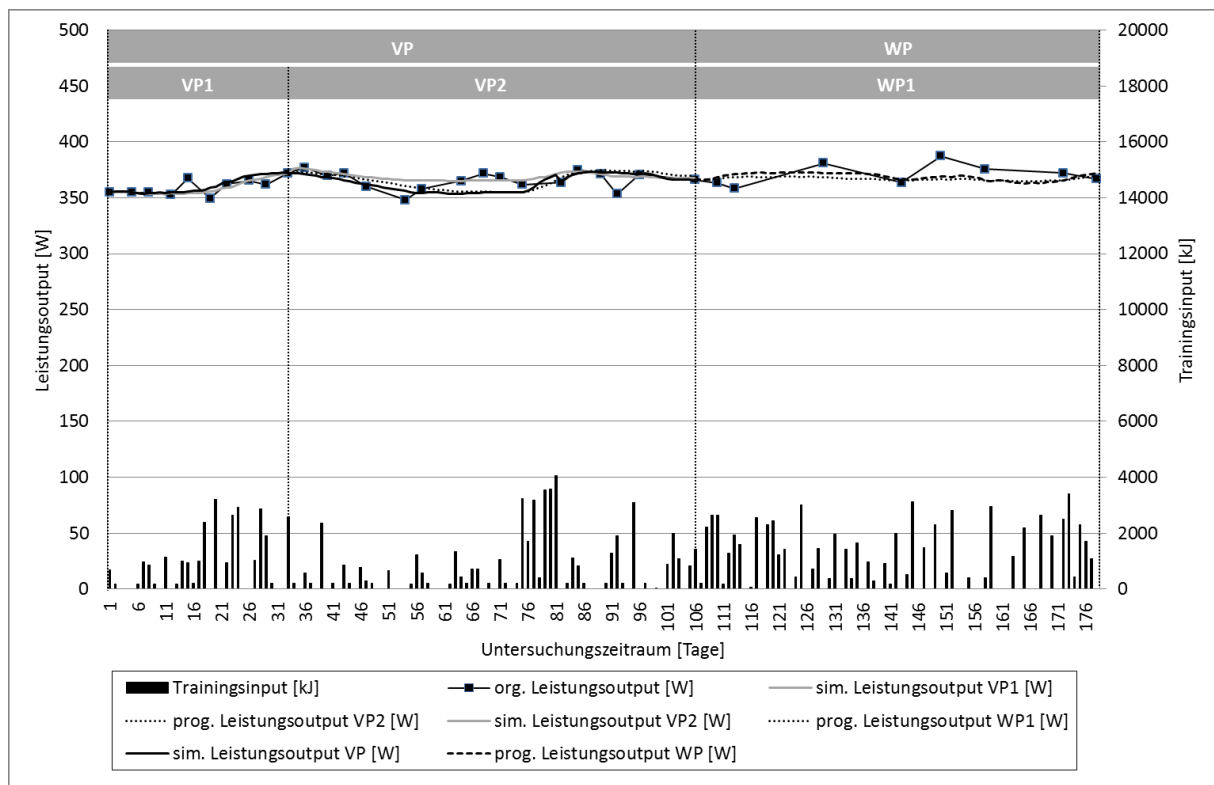


Abb. 65. Verlauf der realen, simulierten (der Prognose vorgeschaltete Kalibrierung) und prognostizierten Leistungswerte nach Trainingsperioden für den Leistungsoutput [W] im TTT und den Trainingsinput [kJ] von S7.

9 Ergebnisdiskussion

In diesem Kapitel werden die dargestellten Untersuchungsergebnisse vor dem Hintergrund der Fragestellungen dieser Arbeit diskutiert. Differenziert wird dabei hinsichtlich der Modellstabilität, Modellanpassung und Modellprognose. Die Ergebnisdiskussion erfolgt, bezogen auf die einzelnen Fragestellungen, zunächst individuell für jeden Probanden und abschließend zusammenfassend für die gesamte Untersuchung (Studie 1 & 2).

9.1 *PerPot-Modellstabilität*

Die nachfolgende Ergebnisdiskussion der durchgeführten Stabilitätsuntersuchung erfolgt zunächst einzelfallbezogen anhand dem Quotienten DS/DR und dem *MAPE*. In der abschließenden globalen Betrachtung wird zudem die flankierende untersuchte Stabilität der Verzögerungsparameter DS und DR in die Betrachtung einbezogen.

9.1.1 *Proband S1*

Bei S1 zeigten sich insbesondere in der WP größere Abweichungen im Verhältnis der Verzögerungsparameter (DS/DR) und damit Indizien für eine unzureichende Modellstabilität. Zu beachten ist hier aber, dass in der WP lediglich zehn Testleistungen im Originaldatensatz vorlagen. Hierdurch stützen im Rahmen der Stabilitätsanalyse bei den „modifizierten“ Datensätzen nur wenige Testleistungen die Modellkalibrierung. Vor diesem Hintergrund sind die registrierten Abweichungen in der WP weniger modellbedingten Instabilitäten zuzuweisen, als vielmehr in der ungenügenden Datenbasis zu vermuten.

Für den Gesamtdatensatz und die VP zeigt sich, gemessen am Quotienten DS/DR, eine insgesamt gute Modellstabilität mit befriedigenden bis teils sehr guten Übereinstimmungen. Einzig beim AOST liefert ein Datensatz für DS/DR unbefriedigende Werte. Gründe hierfür könnten in der unzureichenden Vernetzung des primär konditionell determinierten Trainingsinputs mit den im AOST abgegriffenen Leistungswerten liegen.

9.1.2 *Proband S2*

Die Stabilitätsanalyse liefert bei S2 ein differenziertes Bild in Abhängigkeit des eingesetzten Testverfahrens. Für den AOST zeigen sich, unabhängig vom Trainingsinput, bei DS/DR durchgängig gute Übereinstimmungen. Auch die mittleren prozentualen Abweichungen der Simulationen liefern vergleichbare Werte.

Beim RBT ergeben sich insbesondere in der VP und im Gesamtdatensatz (VP&WP) teils deutliche Abweichungen im Verhältnis der Verzögerungsparameter (DS/DR). Dies ist in der Tatsache begründet, dass es bei S2 zu einem deutlichen Leistungs-

einbruch am Ende der VP kam, welcher in Abhängigkeit der simulativ verfügbaren Leistungswerte die Modellanpassung massiv beeinflusst. Dies spiegelt sich auch in der Tatsache wider, dass sich die Modellparameter (DS/DR) im Übergang von der VP2 zur WP1 deutlich verändern. Während in der VP der Quotient DS/DR größer als eins ist, bewegt sich dieser in der WP im Bereich kleiner eins. Ursächlich für die veränderte Konfiguration der Verzögerungsparameter ist eine Verschiebung in der Adaptationschronologie des Probanden. In der Simulation des Gesamtdatensatzes stoßen daher globale Delay-Einstellungen an ihre Grenzen und resultieren in einem fehlerbehafteten Modell-Fit. Eine Beurteilung der Modellstabilität in Bezug auf den Gesamtdatensatz und die VP ist daher, unter den gegebenen Bedingungen, nicht sinnvoll. Für die WP zeigen sich, unabhängig vom Trainingsinput, befriedigende bis gute Übereinstimmungen im Quotienten DS/DR.

9.1.3 Proband S3

Die Stabilitätsanalyse der Simulationsdaten von S3 zeigt, unabhängig vom Trainingsinput, für den gesamten Datensatz (VP&WP) und die VP sehr gute Übereinstimmungen bei DS/DR. In der WP streuen die Werte DS/DR und der *MAPE* etwas stärker. Diese Ergebnisse sind in Bezug auf den RBT, vor dem Hintergrund des negativ (VP) progressiven (WP) Leistungsverlaufes und der hohen prozentualen Leistungsschwankung (47,0 Prozent im Untersuchungszeitraum), jedoch grundsätzlich positiv zu bewerten und sprechen für eine insgesamt gute Modellstabilität.

9.1.4 Proband S4

Die Simulationsdaten von S4 ergeben in drei Fällen stärkere Abweichungen in den DS/DR-Werten. Die Differenzen beziehen sich auf den Gesamtdatensatz (TRIMP & kJ) und die VP (TRIMP). Gemessen an der Länge des Betrachtungszeitraums und der damit verbundenen Streuung in den Leistungswerten von 40,6 bzw. 43,8 Prozent (Min–Max), bewegen sich die Differenzen dennoch in einem interpretativ durchaus nachvollziehbaren Rahmen. Insbesondere für die WP zeigen sich trotz der geringen Fallzahl von nur sieben Testleistungen im Originaldatensatz gute Übereinstimmungen im Quotienten DS/DR. Der bessere Modell-Fit (*MAPE*) für die „modifizierten“ Testleistungen in der WP lässt sich ebenfalls schlüssig anhand der geringen Fallzahl begründen. Zusammenfassend kann für den Datensatz von S4 eine befriedigende bis gute Modellstabilität im Quotienten DS/DR nachgewiesen werden.

9.1.5 Proband S5

Die Analyse des Datensatzes von S5 liefert unabhängig vom eingesetzten Trainingsinput, bezogen auf die einzelnen Trainingsperioden, homogene Werte bei DS/DR und beim *MAPE*. Lediglich in der VP ist für die „ungeraden“ Testleistungen ein markanter Ausreißer für DS/DR bei beiden Inputalternativen zu verzeichnen. Da die

Abweichung für beide Trainingsloads identisch ausfällt, ist diesbezüglich von einer in der Datenstruktur begründeten Variation auszugehen. Der Datensatz von S5 zeigt somit, gemessen am Quotienten DS/DR, eine gute bis sehr gute Modellstabilität.

9.1.6 Proband S6

Die Stabilitätsprüfung zeigt bei S6, unabhängig vom eingesetzten Trainingsinput, gute bis sehr gute Übereinstimmungen im Verhältnis der Verzögerungsparameter (DS/DR) sowie im *MAPE*. Lediglich in der WP ist bei den DS/DR-Werten in einer Simulation (Trainingsbelastung) eine deutliche Abweichung zu verzeichnen und eine insgesamt höhere Schwankungsbreite im *MAPE* festzustellen. Ursächlich hierfür ist die, in der WP vorliegende, geringe Anzahl an Testleistungen ($N = 13$) in Relation zur Dauer dieser Trainingsperiode (115 Tage). Zusammenfassend kann für den Datensatz von S6, gemessen am Quotienten DS/DR eine gute Modellstabilität nachgewiesen werden.

9.1.7 Proband S7

Für S7 liefert die Stabilitätsanalyse bei beiden Inputalternativen periodenbezogen vergleichbare Werte im *MAPE* und im Quotienten DS/DR. Die vorliegenden Abweichungen in der WP sind in der geringen Anzahl der verfügbaren Testleistungen ($N = 9$) im Originaldatensatz begründet, da S7 nur bis einschließlich der WP1 an der Studie teilnahm. Zusammenfassend ergibt die Analyse des Datensatzes von S7, bezogen auf den Quotienten DS/DR, eine gute bis sehr gute Modellstabilität.

9.1.8 Globale Betrachtung

Im Rahmen der PerPot-Modellkalibrierung wird eine optimale Abstimmung der Verzögerungsparameter DS und DR (zeitliche Verzögerung) und der Normierungsfaktoren für Input und Output (Stärke der Datenreihe) angestrebt. Eine Variation der Input-Output-Datenstruktur resultiert in einem differierenden Setting der Normierungsfaktoren und führt im Kalibrierungsprozess des PerPot daher zu Rückwirkungen auf die Verzögerungsparameter.

Die durchgeführte Stabilitätsanalyse zeigt, dass das PerPot hinsichtlich Variationen der Datenreihe des Leistungsoutputs stabil im Hinblick auf die erzielten Modellanpassungen (*MAPE*) und das Verhältnis der Verzögerungsparameter (DS/DR) ist. Größere Abweichungen im *MAPE* und Schwankungen für DS/DR konnten einzelfallbezogen geklärt werden. Ursächlich für Instabilitäten waren periodenbezogen geringe Fallzahlen (primär in der WP), datenstrukturelle Besonderheiten und gravierende Veränderungen im Adaptionsmuster innerhalb des Simulationszeitraums. Lässt man diese, nicht modellbedingten Fehlerquellen außer Acht und bezieht die langen Betrachtungszeiträume, die teilweise hohen Leistungsvariationen sowie die

Besonderheiten der Feldstudie mit in die Beurteilung ein, so lässt sich die PerPot-Simulation in Bezug auf den Quotienten DS/DR als robust gegenüber fehlenden Leistungswerten beurteilen. Auch hinsichtlich der Variationen im Modell-Fit ist festzustellen, dass größere Abweichungen meist in einer besseren Modellanpassung (*MAPE*) resultierten. Die erzielten Studienergebnisse sind besonders vor dem Hintergrund des langen Betrachtungszeitraums und der hohen Ausschlussrate im Rahmen der Stabilitätsprüfung (jeder zweite Leistungswert) bemerkenswert, da bei der einzigen vergleichbaren Untersuchung mit dem PerPot (Ganter, 2010) der Datensatz jeweils nur um einzelne Testleistungen variiert wurde.

Im Kontrast dazu zeigen sich in der individuellen Ausprägung von DS bzw. DR, bei gleichzeitig hoher Stabilität im Quotienten DS/DR, bei allen Probanden (mit Ausnahme S6) trainingsperiodenbezogen teils erhebliche Abweichungen in der Stabilitätsprüfung. Modellimplizit lässt sich dies über das zugrunde liegende simulationsbasierte Kalibrierungsverfahren des PerPot erklären, welches eine iterative Modelllösung für die zeitliche Dynamik des Anpassungsprozesses liefert. Die Berechnung der Modellparameter stellt dabei eine Näherung der optimalen Lösung dar, welche, gemessen am Modell-Fit, zahlreiche nahezu gleichwertige mögliche Lösungen liefert. Während für identische Input-Output-Konfigurationen die Modelllösung stets deterministisch und damit reproduzierbar ist, können sich Variationen der Input-Output-Datenreihen aufgrund des simulativen Kalibrierungsverfahrens in differierenden Parameterkonfigurationen äußern. Anhand der dargestellten Ergebnisse der Stabilitätsprüfung ist davon auszugehen, dass die Kalibrierung der Verzögerungsparameter DS und DR sensibel gegenüber Variationen der Datenreihe des Leistungsoutputs reagiert. Die individuelle Beurteilung der Verzögerungsparameter DS bzw. DR erweist sich daher als wenig stichhaltig und ist vor dem Hintergrund der modelltheoretischen Zusammenhänge im Rahmen der Modellkalibrierung als kritisch zu bewerten. Dies schließt insbesondere zeitliche Ableitungen und daraus resultierende trainingspraktische Empfehlungen ein.

Zusammenfassend kann dem PerPot, gemessen am *MAPE*, und dem Quotienten DS/DR, eine insgesamt gute Modellstabilität gegenüber fehlenden Leistungswerten bescheinigt werden. Die Stabilität der Modellparameter ist allerdings nur für den Quotienten DS/DR, nicht jedoch für die absolute Ausprägung der Verzögerungsparameter DS und DR, zu bestätigen.

9.2 PerPot-Modellanpassung

Die nachfolgende Ergebnisdiskussion erfolgt zunächst einzelfallbezogen für jeden Probanden. Abschließend werden die Untersuchungsergebnisse global für beide Studien (1&2) anhand drei zentraler Fragestellungen erörtert. *Erstens*, werden die realisierten Modellanpassungen in Abhängigkeit der unterschiedlichen Input-Output-Konfigurationen diskutiert und die Ergebnisse im Kontext vorliegender Untersuchungen zum PerPot bzw. FF eingeordnet. *Zweites*, wird der Einfluss des Trainingsinputs auf die Modellanpassung im Kontext der eingesetzten Testverfahren zur Bestimmung

des Leistungsoutputs analysiert. *Drittens*, wird die Stabilität der Modellparameter DS und DR sowie des daraus abgeleiteten Quotienten DS/DR in Bezug auf Variationen des Trainingsinputs beleuchtet. Differenziert wird dabei hinsichtlich den Inputvariablen Trainingsbelastung und Trainingsbeanspruchung.

9.2.1 Proband S1

Unter Einsatz der *Leistungswerte im RBT* ergeben sich, beurteilt am *ICC*, für den Trainingsinput Trainingsbelastung in allen betrachteten Trainingsperioden gute Anpassungen ($ICC > 0.70$). Auch für die Inputvariable Trainingsbeanspruchung zeigen sich durchgängig *ICC*-Werte größer 0.50, wobei in vier Trainingsperioden ebenfalls *ICC*-Werte größer 0.70 erzielt werden.

Kritisch in Bezug auf die Simulation des Leistungsverlaufs von S1 erscheinen Veränderungen im Adaptationsverhalten im betrachteten Untersuchungszeitraum. Insbesondere in der Folge der hohen Trainingsloads im Bereich des Trainingslagers (Mitte VP2) ergibt sich ein Bruch in den DS/DR-Werten, welcher ein Indiz für eine differierende zeitliche Adaptationscharakteristik des Probanden ist. Während in der VP1 ein gut trainierter Zustand mit verzögerter Ermüdungswirkung ($DS/DR > 1$) festzustellen ist, zeigt sich für die Einzelperioden VP2, WP1 und WP2 eine insgesamt schlechtere Erholungsfähigkeit ($DS/DR < 1$). Ähnliche Phänomene lassen sich innerhalb der Trainingsperiode VP1 vermuten, da hier nahezu die komplette positive Leistungsentwicklung im Untersuchungszeitraum erfolgt und es simulativ nicht gelingt, den Leistungsverlauf strukturell vollständig nachzuvollziehen. Aufgrund der Verschiebungen in der individuellen Adaptationschronologie des Probanden ergeben sich in der Simulation der betreffenden Zeiträume, bedingt durch die fixen Verzögerungsparameter, modellbedingte Abweichungen. Gemessen an der großen Leistungsvariation in den Originalwerten von 36,6 Prozent (Min–Max) im Untersuchungszeitraum, sind die mittleren prozentualen Abweichungen (*MAPE*) der Simulationsdaten dennoch als gut zu bewerten.

Im direkten Vergleich der Alternativen für den Trainingsinput ergeben sich anhand des *MAPE* und *ICC* tendenziell Vorteile für die Trainingsbelastung, wenngleich auch die Trainingsbeanspruchung durchgängig gute Werte auf vergleichbarem Niveau liefert. Auch die Analyse der Korrelationskoeffizienten *r* liefert für beide Inputs durchgängig signifikante Korrelationen.

Betrachtet man die Simulationsergebnisse für den *Leistungsoutput im AOST*, so sind für alle Trainingsperioden nur geringe Abweichungen im *MAPE* festzustellen. Die Ergebnisse sind jedoch, vor dem Hintergrund der zugrunde liegenden geringen Schwankungsbreite der Originalleistungen von 14,6 Prozent (Min–Max), zu relativieren. Gemessen am *ICC* zeigen sich bei beiden Inputalternativen jeweils nur in drei der sieben Trainingsperioden gute Anpassungen ($ICC > 0.70$).

Simulativ ergibt sich, unabhängig vom gewählten Input, in der VP1 und VP2 ein stetiger Leistungsverlauf, während in der WP1 und WP2 eine deutlich größere

Schwankungsbreite der Testleistungen unterstellt wird. Im Vergleich mit den Realdaten gelingt es den Simulationsergebnissen den globalen Leistungstrend zu beschreiben, wobei tagesaktuelle Leistungsschwankungen meist nicht nachvollzogen werden können. Ausgehend vom individuellen Leistungsprofil von S1 ist zu konstatieren, dass eine vergleichsweise geringe Leistungsfähigkeit im Bereich der Sprintleistung vorliegt (vgl. Kapitel 8.1.2) und vermutlich aufgrund genetischer Disposition (Muskel-faserzusammensetzung) eine Begünstigung in Richtung ausdauerorientierter Leistungen existiert. Im Kontext dieser Erkenntnisse stellt sich die Frage nach der Stärke der Verlinkung des absolvierten, globalen Trainingsloads mit der abgegriffenen Testleistung. Da beim AOST nur ein spezifisches Teilsystem (neuromuskuläre Kapazität) der Gesamtleistungsfähigkeit im Straßenradsport abgegriffen wird, besteht aufgrund der Erfassung des Trainingsinputs in einer singulären Eingangsgröße die Gefahr, dass spezifische, leistungsrelevante Reize im globalen Trainingsload untergehen und somit simulativ nur bedingt Zusammenhänge zwischen Input und Output beschrieben werden können. Dies spiegelt sich auch in der Tatsache wider, dass sich der trainingsmethodische Bruch zwischen der VP und WP in deutlich differierenden Leistungsverläufen und simulativen Problemen äußert. Während in der VP primär ein ausdauerorientierendes, gleichförmiges Training absolviert wurde, dominierten in der WP wettkampfspezifische Intensitäten. Speziell in der WP wurden, bedingt durch Wettkämpfe und spezifische Trainingsformen, gezielt auch leistungsrelevante Aspekte im Bereich der maximalen Sprintfähigkeit (Antritt) trainiert.

Im direkten Vergleich der Inputvarianten zeigen sich, gemessen am *ICC* und *MAPE*, für den Trainingsinput Trainingsbelastung tendenziell etwas bessere Ergebnisse, wobei die Differenzen im Vergleich zur Trainingsbeanspruchung meist marginal sind.

9.2.2 Proband S2

Für S2 ergibt sich eine hohe Leistungsvariation der *Testleistungen im RBT* von 88,7 Prozent (Min–Max) im Untersuchungszeitraum. Dementsprechend ist auch in den mittleren prozentualen Abweichungen (*MAPE*) der Simulationsdaten eine größere Streuung festzustellen. Insbesondere für den Gesamtzeitraum ergeben sich hier deutliche Abweichungen zu den Realdaten. Die Analyse der *ICC*-Werte zeigt bei beiden Inputalternativen in sechs der sieben Trainingsperioden Werte größer oder gleich 0.50 und damit insgesamt befriedigende Anpassungen.

Die simulative Herausforderung für den Datensatz von S2 liegt in der Abbildung des charakteristischen Leistungsrückgangs im Zeitraum während und nach dem Trainingslager in der VP2. Anhand des Leistungsverlaufs der Realdaten ist davon auszugehen, dass es in der Folge der großen Trainingsloads zum Zeitpunkt des Trainingslagers zu einem Übertrainingssyndrom kam. Gestützt wird diese Annahme durch einen sportmedizinisch flankierend diagnostizierten Eisenmangel, welcher mit einem deutlichen Rückgang der Hämoglobinkonzentration von 16,3 g/dl, auf zunächst 15,2 g/dl und im weiteren Verlauf auf 14,5 g/dl einherging. Dieser trainingsinduzierte Leistungseinbruch bedingt eine Verschiebung im individuellen

Adaptationsverhalten, welcher sich im Vergleich der trainingsperiodenbezogen DS/DR-Werte zeigt. Ausgehend von der VP1 ergibt sich im Übergang der VP2 zur WP1 eine deutliche Verschiebung der Parameterkonfiguration. Während in der VP2 eine hoch verzögerte Ermüdungswirkung festzustellen ist ($DS/DR > 1$), wirkt DS in der WP1 nur kurz verzögert auf die resultierende Leistung ($DS/DR < 1$). Die im PerPot modellimplizit verankerte Überlauffunktion spricht bei beiden Inputvarianten in der VP2 an und ermöglicht einen leistungsstrukturell adäquaten negativen Verlauf. Die Verschiebungen in der Adaptationscharakteristik bedingen, in Abhängigkeit der betrachteten Trainingsperiode aufgrund der simulativ fixen Verzögerungsparameter Probleme in der Leistungssimulation. Gemessen am Ausmaß der Leistungsvariation der Originaldaten und vor dem Hintergrund der Verschiebungen im Adaptationsmuster sind die Simulationsergebnisse dennoch durchaus positiv zu bewerten. Insbesondere die Fähigkeit des PerPot zur Simulation von Übertrainingszuständen und abrupten Leistungseinbrüchen kann anhand des Datensatzes von S2 belegt werden.

Im Kontext der Datensimulation zeigt sich zu Beginn der VP1 ein modell- und datenstrukturelles Problem. Treten in der Datenreihe des Trainingsinputs größere Leerlaufphasen ohne Trainingsloads auf, so entleeren sich die Potentiale SP und RP zeitlich verzögert vollständig und es kommt zu einer entsprechenden Leistungsveränderung, welche sich im vorliegenden Fall als überschießende Reaktion darstellt.

Im Vergleich der Datensimulation in Abhängigkeit des Trainingsinputs zeigen sich, gemessen am *MAPE* und *ICC*, für die Trainingsbeanspruchung tendenziell leichte Vorteile. Abgesehen vom Gesamtzeitraum ergeben sich allerdings in den übrigen Trainingsperioden nur geringe Differenzen zwischen den beiden Inputalternativen.

Beim Einsatz des *Leistungsoutputs im AOST* in der Datensimulation zeigen sich in allen Trainingsperioden gute Übereinstimmungen anhand des *MAPE*. Hierbei zu beachten ist die geringe Leistungsfluktuation von 16,6 Prozent (Min–Max) im Gesamtzeitraum. Gemessen am *ICC* ergeben sich für den Trainingsinput Trainingsbeanspruchung in vier und für die Trainingsbelastung in fünf Fällen unzureichende Modellanpassungen ($ICC < 0.50$).

Im Gegensatz zum RBT zeigt sich im AOST kein trainingsinduzierter Leistungseinbruch in der VP2. Dies bestätigt einerseits die Aussagekraft der differierenden Testverfahren in Bezug auf die gewünschte Leistungskomponente und liefert andererseits einen differenzierten Einblick in das individuelle Adaptationsverhalten. Anhand der Leistungsprofilanalyse von S2 (vgl. Kapitel 8.1.2) ist von einem guten individuellen Ansprechverhalten in Bezug auf Reize im Bereich der neuromuskulären Kapazität auszugehen. Als mögliche Fehlerquelle in der Datensimulation erweist sich die summativ Betrachtung des Trainingsinputs in einer zentralen Eingangsgröße. In Verbindung mit hohen Gesamt-Trainingsloads kann dies dazu führen, dass der strukturelle Zusammenhang zwischen Input und Output abgeschwächt wird.

Die visuelle Inspektion der simulativ erzeugten Leistungsverläufe zeigt zumindest für die Einzelperioden strukturell befriedigende Anpassungen. Leistungstrends können

gut nachvollzogen werden, während tagesaktuelle Leistungsschwankungen teilweise unberücksichtigt bleiben. Aufgrund einer Verschiebung im Adaptationsmuster im Zeitraum der VP1 und VP2 (DS/DR-Werte) gelingt die Simulation des Gesamtzeitraums und der Teilperioden nur im Sinne eines globalen Leistungstrends.

Beim Vergleich der eingesetzten Inputalternativen im Kontext mit dem AOST liefert, gemessen am *MAPE* und *ICC*, der beanspruchungsbasierte Trainingsload tendenziell etwas bessere Anpassungsergebnisse. Die absolute Differenz zwischen den Simulationsergebnissen ist allerdings, bezogen auf die entsprechende Trainingsperiode, gering.

9.2.3 Proband S3

Unter Verwendung des *Leistungsoutputs im RBT* zeigen die Simulationsergebnisse, beurteilt am *MAPE* und *ICC*, befriedigende Anpassungen in allen Trainingsperioden (mit Ausnahme des Gesamtzeitraums). Die visuelle Inspektion der Simulationsergebnisse verdeutlicht allerdings erhebliche Probleme in der strukturellen Abbildung des Leistungsverlaufs der Realdaten. Aufgrund zeitlich minimal verzögerter DS- und DR-Werte ergibt sich ein schneller Potentialdurchsatz und eine damit verbundene hohe Fluktuation in der Leistungssimulation. Für beide Inputalternativen gelingt es nicht, den allgemeinen Leistungstrend abzubilden. Leistungsstrukturell sinnvolle Simulationsergebnisse können lediglich phasenweise in Bezug auf einzelne Testleistungen gezeigt werden.

Als mögliche Fehlerquellen für die insgesamt schlechten Modellanpassungen können das vergleichsweise geringere Leistungsniveau sowie das inhaltlich und strukturell unsystematische Trainingsregime von S3 herangezogen werden. In Bezug auf das PerPot zeigten sich in den vorliegenden radsportbezogenen Untersuchungen (Ganter, 2010; Pfeifer & Schrot, 2010), insbesondere bei leistungsschwächeren Fahrern, ebenfalls Probleme in der Modellsimulation. Dies äußert sich in einer geringen inhaltlichen Vernetzung des Trainings mit der resultierenden Leistung, da weitere nicht im Trainingsinput begründete Zusammenhänge (Hintergrundrauschen) das Gesamtgeschehen maßgeblich mit beeinflussen. Weitere Interpretationen in Bezug auf die Verzögerungsparameter und das Adaptationsverhalten sind aufgrund der insgesamt unbefriedigenden Modellanpassung als nicht zielführend zu bewerten.

Die Modellsimulation mit dem *Leistungsoutput im AOST* zeigt, gemessen am *ICC*, nur in einer (TRIMP) bzw. zwei (kJ) der Trainingsperioden für betreffenden Trainingsinput gute Anpassungen. Die mittleren prozentualen Abweichungen liegen, im Vergleich zur absoluten Leistungsvariation von 16,5 Prozent (Min–Max) im Gesamtzeitraum, jedoch insgesamt auf einem guten Niveau. Anhand des Leistungsprofils von S3 lässt sich testspezifisch eine vergleichsweise geringe Leistungsfähigkeit konstatieren. In Kombination mit dem eher unspezifischen Trainingsprogramm ergibt sich für die resultierenden Testleistungen im AOST ein strukturell vergleichbarer Leistungsverlauf wie im RBT. Die Variation in den Testleistungen fällt beim AOST

jedoch deutlich geringer aus. Insbesondere in der VP2 (entspricht VP) gelingt es simulativ nicht, eine adäquate Modellanpassung zu beschreiben. Aufgrund der Veränderungen in den DS/DR-Werten von der VP2 zur WP1 ist davon auszugehen, dass es hier zu periodenbezogenen Veränderungen im Adaptationsmuster kommt. Eine weitere mögliche Ursache für Simulationsprobleme kann im geringen inhaltlichen Zusammenhang zwischen Trainingsload und Leistungsoutput begründet sein, da primär leistungsrelevante Trainingsreize in den tageweise skalierten globalen Trainingsloads abgeschwächt werden.

In Bezug auf den Trainingsinput liefert die Simulation mit belastungsbasiertem Trainingsload, gemessen am *MAPE* und *ICC*, tendenziell bessere Ergebnisse. Anhand des Korrelationskoeffizienten zeigen sich diesbezüglich ebenfalls in vier der fünf betrachteten Trainingsperioden signifikante Zusammenhänge ($p < 0.05$) mit Korrelationen größer 0.50.

9.2.4 Proband S4

Gemessen am *ICC* zeigen sich für den Trainingsinput TRIMP in allen Trainingsperioden gute Modellanpassungen mit Werten größer 0.63, während für den belastungsabhängigen Trainingsinput in zwei Trainingsperioden *ICC*-Werte unter 0.50, bei sonst ebenfalls guten Anpassungen, erzielt werden. Bezogen auf den *MAPE* sind, unabhängig vom eingesetzten Trainingsinput, befriedigende bis gute Anpassungen zu verzeichnen. Die größten Abweichungen ergeben sich für die Simulationen der VP und VP1 bzw. für den Gesamtzeitraum (VP&WP). Während in der VP und VP1 primär kurzfristige Leistungsschwankungen ursächlich für simulationsbedingte Anpassungsschwierigkeiten sind, ergibt sich für den Gesamtzeitraum darüber hinaus das Problem periodenbezogen variierender DS/DR-Ratios. Insbesondere im Übergang von der VP2 zur WP1 ergeben sich offensichtlich adaptationsbedingte Veränderungen im Quotienten DS/DR. Betrachtet man die Einzelsimulation der VP2, so zeigen sich hier die kleinsten DS/DR-Werte. Für den Trainingsinput TRIMP liegt DS/DR sogar unter eins, was bedeutet, dass die negative Trainingswirkung kurzzeitiger verzögert auf die Leistung wirkt und somit eine verzögerte Erholungsfähigkeit vorliegt. Für die Simulation des Gesamtzeitraums bedingen die Veränderungen im Adaptationsmuster modellimplizit (aufgrund simulativ fixer Verzögerungsparameter) ein global fehlerbehaftetes Parametersetting. Ein weiteres modellbedingtes Problem zeigt sich in der WP1. Hier kommt es aus simulativer Sicht aufgrund einer Trainingspause zur vollständigen Entleerung der Potentiale und einer damit verbundenen überschießenden Reaktion in der Leistungssimulation.

Gemessen an der großen prozentualen Leistungsentwicklung im Gesamtzeitraum von 43,8 Prozent (Min–Max) und den periodenbezogenen Verschiebungen im individuellen Adaptationsmuster (insbesondere in der VP2), gelingen die Modellanpassungen, vor dem Hintergrund der hohen zeitlichen Auflösung der tageweisen Datenskalisierung, dennoch in allen betrachteten Trainingsperioden insgesamt befriedigend bis gut.

Im Vergleich der Inputalternativen liefert die Trainingsbeanspruchung (TRIMP) sowohl in Bezug auf den *ICC* als auch den *MAPE*, mit Ausnahme der Simulation des Gesamtzeitraums, bessere Ergebnisse. Bezogen auf den Trainingsinput TRIMP liegen alle *ICC*-Werte größer 0.63 und vier der fünf Werte größer 0.70. Auch der Korrelationskoeffizient r liefert hier durchgängig Werte größer 0.69 und in vier der fünf Fälle signifikante Korrelationen ($p < 0.01$).

9.2.5 Proband S5

Ungeachtet insgesamt geringer mittlerer prozentualer Abweichungen (*MAPE*) in den Simulationsergebnissen zeigen sich nur in drei (Trainingsbeanspruchung) bzw. zwei (Trainingsbelastung) der sieben betrachteten Trainingsperioden Modellanpassungen mit einem *ICC* größer 0.70. Insbesondere in der VP und im Gesamtzeitraum (VP&WP) ergeben sich, trotz einer vergleichsweise geringen Leistungsvariation im Untersuchungszeitraum von 18,9 Prozent (Min–Max), unbefriedigende Anpassungen mit *ICC*-Werten zwischen 0.24 und 0.38. Ursächlich dafür ist eine sprunghafte Veränderung des Leistungsniveaus in der Mitte der VP2 bei einer sonst insgesamt hohen Leistungsstabilität. Die Analyse der DS/DR-Werte für die Einzelperioden zeigt in der VP2 mit 1,37 bzw. 1,32 die höchsten Simulationswerte. Dies deutet auf einen guten Trainingszustand und eine verzögerte Ermüdungswirkung in dieser Trainingsphase hin. Ein deutlicher Bruch in den DS/DR-Werten ist hingegen in der WP2 festzustellen. Mit Werten von 0,91 bzw. 0,50 zeigt sich hier eine insgesamt schlechtere Erholungsfähigkeit. Betrachtet man aufgrund der Verschiebungen im Adaptationsmuster ausschließlich die Simulationen der Einzelperioden (VP1, VP2, WP1, WP2), so zeigen sich in den vier Trainingsperioden, unabhängig vom Trainingsinput, *ICC*-Werte zwischen 0.55 und 0.86 und damit insgesamt gute Anpassungen an die Realdaten.

Im Hinblick auf den Trainingsinput zeigt sich global betrachtet ein indifferentes Bild. Bezieht man auch hier nur die Einzelperioden in die Beurteilung mit ein, so ergeben sich, gemessen am *ICC* und Korrelationskoeffizienten r , jeweils in drei der vier Fälle Vorteile für dem Input Trainingsbeanspruchung (TRIMP). Gemessen am Korrelationskoeffizienten ($r = 0.56$ – 0.88) erweisen sich die Simulationen der Einzelperioden für diesen Trainingsinput zudem durchgängig als signifikant ($p < 0.05$ bzw. $p < 0.01$).

9.2.6 Proband S6

Die mittleren prozentualen Abweichungen (*MAPE*) der Simulationen liegen in einem Wertebereich von 0,23 bis 1,57 Prozent, was, gemessen an der ebenfalls geringen Schwankungsbereite der realen Testleistungen von lediglich 9,3 Prozent im Untersuchungszeitraum (Min–Max), zunächst als befriedigende bis gute Anpassung zu werten ist. Gemessen am *ICC* zeigen sich für den Trainingsinput TRIMP in fünf der sechs Trainingsperioden Werte größer 0.50, mit einem Wert größer 0.70. Im Vergleich dazu liefert die Trainingsbelastung vier Werte größer 0.70.

Aufgrund der verletzungsbedingten Pause in der VP2 ergibt sich für die Simulation der Teilperiode VP am Ende des Datensatzes ein großes Zeitfenster ohne Referenzleistungen. Wenngleich die *ICC*-Werte (0.53 bzw. 0.39) der Simulationen hier eine tendenziell befriedigende bzw. unzureichende Modellanpassung wiedergeben, zeigt sich in der visuellen Inspektion bei beiden Trainingsinputs eine gute Übereinstimmung mit den Realdaten sowie ein, aus trainingspraktischer Sicht, jeweils sinnvoller Leistungsverlauf in der trainingsfreien Zeit.

Bezogen auf den Trainingsinput TRIMP ergeben sich für die Simulation der Teilperiode WP einige Problemfelder. Die simulativ erzeugte Konfiguration der Verzögerungsparameter ergibt eine hohe zeitliche Verzögerung von DS (6,00), bei gleichzeitig minimaler zeitlicher Verzögerung von DR (1,00). Trainingsreize wirken sich damit unmittelbar positiv auf die Leistung aus, während die Ermüdungswirkung erst verzögert eintritt. Kritisch erweist sich hier die Überlauffunktion des SP, da bei hohem Trainingsinput aufgrund der langen zeitlichen Verzögerung kapazitive Probleme auftreten. Die Simulation zeigt daher vor allem in der WP1, in der Folge hoher Trainingsloads, überlaufbedingte Leistungseinbrüche. Ein weiteres Anpassungsproblem für die WP (TRIMP) ergibt sich aus den, unmittelbar vor Periodenstart, umgesetzten mittleren bis hohen Trainingsloads zum Wiedereinstieg nach der Verletzungspause. Aus simulativer Sicht würden diese Trainingsloads in gesteigerten Potentialfüllständen von DS und DR resultieren und damit die weitere Simulation beeinflussen. Da die vorgelagerten Trainingsloads in der Simulation der Teilperiode WP aber komplett unberücksichtigt bleiben (fixe Startwerte der Potentiale), ergibt sich hieraus eine mögliche Fehlerquelle für die Modellanpassung. Bereits eine Verschiebung des Startwerts des Kalibrierungszeitraums um einen Testwert nach hinten mindert den präperiodischen Einfluss und liefert eine deutlich bessere Modellanpassung mit einem *ICC* von 0.84 und einem mittleren prozentualen Simulationsfehler von 0,94 Prozent. Auch die dann zugrunde liegende Konfiguration der Verzögerungsparameter (DS = 7,40; DR = 5,45; DS/DR = 1,36) fügt sich besser ins Gesamtbild des Probanden.

Unter Berücksichtigung dieser Erkenntnisse ergibt sich für S6 in Bezug auf den Trainingsinput ein indifferentes Bild. Gemessen am *MAPE*, dem *ICC* und dem Korrelationskoeffizienten r , lassen sich keine klaren Tendenzen zugunsten eines der beiden Inputparameter ausmachen. Auch für die Verzögerungsparameter ergeben sich periodenbezogen relativ stabile DS/DR-Kombinationen. Mit Ausnahme der WP (kJ) und WP1 (kJ) sind alle Werte größer als eins und bescheinigen damit einen gut austrainierten Zustand mit verzögerter Ermüdungswirkung.

9.2.7 Proband S7

Die Modellanpassungen, gemessen am *ICC*, liefern, mit Ausnahme der VP2 Simulationen, Werte von 0.51 bis 0.87 für beide Trainingsinputs. Auch die mittleren prozentualen Abweichungen (*MAPE*) liegen für alle Trainingsperioden in einer Spanne von 0,88 bis 1,65 Prozent. Gemessen an der maximalen Leistungsveränderung der Re-

aldaten im Untersuchungszeitraum von 11,3 Prozent (Min–Max) liefert die Simulation damit befriedigende bis gute Modellanpassungen. Problematisch erscheint die wellenförmige Leistungsvariation in der VP2. Der PerPot-Simulation gelingt es zwar, die Schwingung teilweise nachzuvollziehen ($r=0.55$, $p<0.05$), jedoch bleibt die Amplitude der Leistungsvariation hinter der, der Realdaten und auch die zeitliche Dynamik zeigt sich leicht verschoben ($ICC=0.34$ bzw. 0.35). Insbesondere kurzfristige Leistungsvariationen können damit nicht nachvollzogen werden.

Das Verhältnis der Verzögerungsparameter (DS/DR) zeigt, bezogen auf die Einzelperioden, Werte größer eins und zeugt damit von einem insgesamt guten Trainingszustand mit einer verzögerten Ermüdungswirkung. Trotz des einzelperiodenbezogen leicht abnehmenden DS/DR-Ratios ist anhand der Simulationswerte kein bedeutsamer Bruch im Adaptationsmuster zu erkennen. Dies spiegelt sich auch in den insgesamt befriedigenden bis guten Simulationsergebnissen der Teilperioden und des Gesamtzeitraums wider.

Im Vergleich der Inputparameter zeigen sich anhand des ICC tendenziell Vorteile für die Trainingsbeanspruchung (TRIMP). Auch die mittleren prozentualen Abweichungen ($MAPE$) der Simulationsdaten bestätigen dieses Bild in vier der fünf betrachteten Trainingsperioden. Schließt man den Korrelationskoeffizienten r in die Betrachtung mit ein, so zeigen sich auch hier in der Summe tendenziell bessere Werte für den TRIMP. Gleichzeitig erweisen sich diesbezüglich alle Korrelationen mindestens auf dem 5-Prozent-Niveau signifikant.

9.2.8 Globale Betrachtung

Die trainingsperiodenbezogene Analyse der Modellanpassung wurde anhand einer tagweisen Skalierung durchgeführt, welche gerade aus trainingspraktischer Sicht Vorteile bietet. Neben der einfachen Erfassung des Trainingsinputs ist damit speziell auch im Bereich der Leistungserfassung der Testleistungen eine saisonal individuelle Selektion der Testtage, bei fortlaufender Berücksichtigung der Äquidistanz der Messwerte, garantiert. Bei langen Beobachtungszeiträumen können sich hieraus bedingte Lücken in der Datenreihe des Leistungsoutputs (z.B. bei nur einer geplanten Leistungsmessung pro Woche) jedoch als kritisch erweisen. Aufgrund der hohen Anzahl serieller Messwerte ist bei trainingstageweiser Datenerfassung, im Vergleich zu testtageweiser Datenaggregation, modellimplizit von einer schlechteren Modellanpassung auszugehen. Bereits publizierte Simulationsdaten aus Studie 1 mit testtageweiser Erfassung des Trainingsinputs bestätigen dies (Pfeiffer & Schrot, 2009, 2010).

Anhand der dargestellten einzelfallbezogenen Simulationsergebnisse erfolgt nachfolgend eine globale Ergebnisdiskussion für beiden durchgeführten Studien. Im Fokus stehen dabei die erzielten trainingsperiodenbezogenen Modellanpassungen, der Einfluss der eingesetzten Inputalternativen sowie die simulative Konfiguration der Modellparameter.

9.2.8.1 Analyse Modellanpassung

In diesem Kapitel werden in einem *ersten Schritt* die Untersuchungsergebnisse dargestellt und simulative Problemfelder diskutiert. Zur globalen Beurteilung der erzielten Güte der Modellanpassung in den beiden durchgeführten Studien werden die Untersuchungsergebnisse in einem *zweiten Schritt* mit vorliegenden Publikationen zum PerPot verglichen und anschließend in einem *dritten Schritt* im Kontext vorliegender Veröffentlichungen zum FF eingeordnet. Die gegenüberstellende Betrachtung umfasst aus Gründen der Vergleichbarkeit ausschließlich Publikationen zu Modellansätzen mit zeitinvariantem Parameter-Setting. Die Beurteilung der Modellanpassung erfolgt in Abhängigkeit der, in den Publikationen veröffentlichten, Kennziffern *MAPE*, Intra-Class-Korrelationskoeffizient *ICC*, Korrelationskoeffizient *r* und Determinationskoeffizient R^2 . Im Rahmen der vergleichenden Ergebnisdiskussion wird hinsichtlich der betrachteten Sportart, der eingesetzten Testverfahren zur Bestimmung des Leistungsausgangs, der Probandengruppe (Untrainierte, Freizeitsportler, Elite), der Studiendauer und der Dichte der Datenerfassung weiter differenziert, um interpretativ aussagekräftige Ergebnisse zu erzielen.

Diskussion der Untersuchungsergebnisse (Studie 1 & 2)

Nimmt man die *Simulationsergebnisse* für den *Leistungsausgang im RBT und TTT*, so liegen die *ICC*-Werte für alle betrachteten Trainingsperioden in Studie 1 und 2 in einer Spanne von 0.19 bis 0.99. Berücksichtigt man aufgrund der langen Beobachtungszeiträume nur die Simulationen der Einzelperioden (VP1, VP2, WP1, WP2), so zeigt sich für Studie 1 ein Wertebereich von 0.49 bis 0.99 und für Studie 2 von 0.33 bis 0.91. Diesbezüglich ist zudem positiv festzustellen, dass in Studie 1 lediglich eine Simulation und in Studie 2 ebenfalls nur fünf Simulationen *ICC*-Werte unter 0.50 liefern. Gemessen am Korrelationskoeffizienten *r* ergibt sich bei den durchgeführten Simulationen mit Leistungsausgang im RBT und TTT in den verschiedenen Trainingsperioden ein Wertebereich von 0.24 bis 0.99. Reduziert man die Ergebnisse ausschließlich auf die Simulationen der Einzelperioden (VP1, VP2, WP1, WP2), so ergeben sich Werte von 0.43 bis 0.99. Der Determinationskoeffizient R^2 beschreibt im bivariaten Fall das Quadrat des Korrelationskoeffizienten und liefert daher eine analoge Ergebnislage. Über beide Studien hinweg liegen die Werte im Wertebereich von 0.06 bis 0.99, während für die Einzelperioden Werte von 0.19 bis 0.99 erzielt werden.

Im Kontext langer Betrachtungszeiträume ist die Studie von Pfeiffer und Schrot (2009) mit drei Eliteradsportlern interessant, da diese einen Zeitraum von fünf Monaten umfasste. Analog zur eigenen Untersuchung zeigten sich auch hier, gemessen am *ICC*, uneinheitliche Simulationsergebnisse ($ICC=0.16\text{--}0.93$). Anhand einer Delay-Analyse konnten die Autoren Verschiebungen im individuellen Adaptationsmuster als Ursache für simulative Probleme nachweisen. Auch in der eigenen Untersuchung konnten anhand der DS/DR-Veränderungen in den Einzelperioden, Verschiebungen im Adaptationsmuster festgestellt werden. Hier zeigten sich in den Simulationen des

Gesamtzeitraums und der Teilperioden VP und WP aufgrund der, für den Beobachtungszeitraum als fix definierten Verzögerungsparameter DS und DR, simulative Abweichungen. Teilweise waren auch Simulationen der Einzelperioden hiervon tangiert. Bemerkenswert ist in diesem Zusammenhang, aus zweierlei Hinsicht, der Datensatz von S2. Einerseits wirken sich hier Verschiebungen im Adaptationsmuster des Probanden deutlich negativ auf die zeitlich übergeordneten Simulationen aus, andererseits liefert der Datensatz auch aus modelltheoretischer Sicht hohes Erklärungspotenzial, da es hier zu einem übertrainingsbedingten Leistungseinbruch mit anhaltender Leistungsminderung kam. Simulativ konnten in den diskreten Zeitschritten im Zeitraum des Leistungseinbruchs Kapazitätsprobleme im SP, verbunden mit Überlaufteffekten (negative Reservefunktion), nachgewiesen werden. Damit zeigt sich das PerPot, auch bei hoher zeitlicher Auflösung (tageweise Zeitskalierung) und trainingspraktischer Anwendung, in der Lage, Übertrainingszustände zu simulieren. Zudem bestätigt dieser Datensatz die simulative Problematik für lange Betrachtungszeiträume im Kontext mit fixen Verzögerungsparametern.

Berücksichtigt man den mittleren prozentualen Fehler (*MAPE*) der Simulationsergebnisse, so zeigen die Simulationen der Einzelperioden (VP1, VP2, WP1, WP2) in nahezu allen betrachteten Fällen bessere Modellanpassungen als die der Teilperioden und des Gesamtzeitraums. Begründen lässt sich dies anhand des, dieser Einteilung zugrunde liegenden, trainingsmethodischen Aufbaus mit periodenbezogen differierender Trainingsausrichtung und einer damit verbundenen starken inhaltlichen Vernetzung des Trainingsinputs mit dem Leistungsoutput. Als weiterer Grund ist die begrenzte Zeitspanne von maximal 60 bis 70 Tagen pro Einzelperiode zu nennen. Die Erkenntnisse stehen damit im Einklang mit den von Pfeiffer und Schrot (2009) bei Eliteradsportlern simulativ festgestellten Veränderungen im Adaptationsmuster sowie den beim FF, von Banister (1991) und Fitz-Clarke et al. (1991, 1156), genannten maximalen Betrachtungszeiträumen für konstante (zeitinvariante) Modellparameter-Settings. Auch die visuelle Verlaufsanalyse der Simulationsdaten zeigt für die Einzelperioden eine meist bessere Anpassung an den Verlauf der Realdaten. Insbesondere in Bezug auf die trainingstageweisen Leistungsschwankungen reagieren die Simulationen der Einzelperioden sensibler. Zusammenfassend zeigen die Simulationsergebnisse, gemessen am *MAPE* und dem leistungsstrukturellen Verlauf, insgesamt befriedigende bis teils sehr gute Anpassungen. Einzig bei den Probanden S2 und S3 ergeben sich hier größere Auffälligkeiten. Während bei S2 die oben genannten Veränderungen im Adaptationsmuster ursächlich für die großen prozentualen Abweichungen sind, zeigen sich bei S3 aus leistungsstruktureller Sicht unbefriedigende Ergebnisse. Gründe hierfür sind in der mangelnden Vernetzung des Trainingsinputs mit dem Leistungsoutput und der damit verbundenen Dominanz anderer Einflussfaktoren auf die Leistung (Hintergrundrauschen) zu suchen. Ursächlich dafür erscheinen die im studieninternen Vergleich geringen Trainingsumfänge und das unspezifische Training von S3. Ähnliche Simulationsprobleme konnten auch in anderen vorliegenden radsportbezogenen Untersuchungen (Ganter, 2010; Pfeifer & Schrot, 2010) bei leistungsschwächeren Sportlern festgestellt werden.

Im Rahmen der Modellsimulationen konnten weitere simulative Problemfelder aufgedeckt werden. So zeigte der Datensatz von S6, dass die Selektion des periodenbezogenen simulativen Startzeitpunktes in Extremfällen einen entscheidenden Einfluss auf die Simulationsergebnisse hat. Sind dem Betrachtungszeitraum leistungsrelevante Trainingsloads vorgelagert, so wirkt sich dies unter Umständen negativ auf den Modell-Fit und die interpretative Relevanz des Quotienten DS/DR aus. Ursächlich dafür sind die, im Rahmen der Modellkalibrierung zum Startzeitpunkt, zunächst fix definierten Potentialfüllstände. Im genannten Fall würden die vorgelagerten Trainingsloads jedoch hiervon differierende Startfüllungen der Potentiale verlangen, um bessere Simulationsergebnisse zu erzielen. Weitergehende Simulationen mit dem betreffenden Datensatz zeigten, dass eine entsprechende Verschiebung des Startzeitpunkts in guten Modellanpassungen resultierte. Es erscheint daher aus simulativer Sicht für künftige Untersuchungen sinnvoll, Periodenübergänge mit trainingsreduzierten Wochen zu synchronisieren, um derartige Störquellen zu minimieren.

In der trainingspraktischen Anwendung des PerPot zeigten sich für S2 und S4, bei mehrtägigen Trainingspausen und dadurch bedingten Unterbrechungen im Trainingsinput, punktuell Ungenauigkeiten in den Simulationsergebnissen. Von vergleichbaren Phänomenen berichten auch Pfeiffer und Perl (2009) in einer Fahrradergometeruntersuchung. Ursächlich dafür ist die vollständige Entleerung der beiden Potentiale SP und RP sowie die, in Abhängigkeit der Potentialfüllstände und der Konfiguration der Modellparameter, resultierende zeitliche Leistungsentwicklung. Im Übertrag auf die Erfahrungen der Trainingspraxis ist jedoch kritisch anzumerken, dass in der Realität auch an trainingsfreien Tagen ein basaler bewegungsbedingter Grundumsatz vorliegt und damit von einem gedämpften Systemverhalten auszugehen ist. Modellseitig ist dies nur durch veränderte Annahmen im Modellverhalten implementierbar. Es stellt sich hier aber grundsätzlich die Frage, ob der offene Modellansatz des PerPot aufgrund punktueller Abweichungen mit modellseitigen Annahmen versehen werden sollte. In diesem Kontext ist auch zu berücksichtigen, dass bei Proband S6 die Simulation der VP, mit einer vierwöchigen Verletzungspause (mehrwöchige Betrachtung), simulativ gut nachvollzogen werden konnte und in einem sinnvollen und strukturell begründbaren Leistungsverlauf resultierte.

In der Gesamtbeurteilung der Simulationsergebnisse sind die gemessenen Leistungsvariationen in den betreffenden leistungsdiagnostisch erhobenen Kennziffern ebenfalls zu betrachten. Hier zeigt sich insbesondere beim RBT eine erhebliche saisonale Schwankungsbreite. So konnte im Untersuchungszeitraum, bezogen auf die einzelnen Probanden, eine maximale Leistungsveränderung (Min–Max) im RBT (kJ) zwischen 21,5 und 88,7 Prozent beobachtet werden. Im TTT konnten dagegen deutlich geringere saisonale Leistungsschwankungen von 9,3 und 11,3 Prozent gemessen werden. Berücksichtigt man die oben dargelegten simulativen Besonderheiten sowie die hohen Leistungsschwankungen in der Realdatenreihe, insbesondere in Bezug auf den RBT, so zeigen die PerPot-Simulationsergebnisse, unter Verwendung des Leistungsoutputs im RBT bzw. TTT, dass das PerPot grundsätzlich

in der Lage ist, den Trainingsprozess auch bei leistungssportlicher Anwendung leistungsstrukturell abzubilden. Aus verlaufsanalytischer Sicht bleibt jedoch festzuhalten, dass tagesaktuelle Leistungsvariationen von den Simulationsdaten oftmals nicht nachvollzogen werden können und die Leistungsdaten damit nur allgemeinen Leistungstrend wiedergeben.

Die *Simulationsdaten*, unter Verwendung des *Leistungsoutputs im AOST* (Studie 1), zeigen bei allen Probanden, gemessen am *ICC*, trainingsperiodenbezogen Probleme in der Abbildung der Realdaten mit Modellanpassungen im Bereich von 0.06 bis 0.96. Berücksichtigt man nur die Einzelperioden (VP1, VP2, WP1, WP2), so ergeben sich *ICC*-Werte in einer Spanne von 0.17 bis 0.96. Auch die Analyse der Korrelationskoeffizienten r bzw. Determinationskoeffizient R^2 liefert für alle betrachteten Simulationen (beide Inputalternativen und alle Trainingsperioden) einen großen Wertebereich von 0.25 bis 0.95 bzw. 0.06 bis 0.90.

Ursächlich für die simulativen Probleme scheint eine inhaltlich schwache Verlinkung des Trainingsinputs mit der spezifischen Testleistung. Aufgrund der, in der Modellstruktur verankerten, singulären Eingangsgröße ist, gerade vor dem Hintergrund hoher Trainingsumfänge, zu vermuten, dass leistungsrelevante Trainingsinterventionen in Bezug auf den AOST, im täglichen Trainingsload untergehen. So lässt sich zeigen, dass in den Einzelperioden VP1 und VP2, gemessen am *ICC*, bei allen Probanden (außer S1 in der VP2) unbefriedigende Modellanpassungen in den Simulationen erzielt wurden. Damit erscheint das, in diesen Trainingsperioden durchgeführte, primär ausdauerorientierte Training, ursächlich für die schlechte Vernetzung mit dem Leistungsoutput im AOST. Ein deutlich differierendes Bild zeigt sich für die Einzelperioden WP1 und WP2. Hier liefern die Simulationen, mit Ausnahme der WP2 (TRIMP) bei S3, bei allen Probanden durchgängig gute Anpassungen an die Realdaten mit *ICC*-Werten im Bereich von 0.67 bis 0.93. Begründen lässt sich dies durch die Dominanz intensiver Trainingsprogramme mit wettkampfspezifischer Ausrichtung sowie die Teilnahme an verschiedenen Wettkämpfen und eine damit insgesamt bessere inhaltliche Verlinkung des Trainingsinputs mit dem abgegriffenen Leistungsoutput.

Ergebnisdiskussion im Kontext vorliegender PerPot-Publikationen

Nachfolgend werden die eigenen Untersuchungsergebnisse im Kontext mit vorliegenden Publikationen zum PerPot vergleichend diskutiert. Aus dem Bereich des Radsports liegen diesbezüglich Beiträge mit Untrainierten und Freizeitsportlern (Ferber, 2010; Ganter, 2010; Ganter et al., 2006a, 2006b; Pfeiffer, 2008; Pfeiffer & Perl, 2009) sowie mit Eliteradsportlern (Ganter, 2010; Pfeiffer & Schrot, 2009, 2010) vor.

Ganter et al. (2006a, 2006b) erzielten in einer achtwöchigen Studie mit zehn Freizeitradsportlern mit dem PerPot, gemessen am Determinationskoeffizienten R^2 , einen Modell-Fit von 0.13 bis 0.93 ($MAPE = 1,66\text{--}8,29\%$). Die Testleistungen wurden anhand eines 30-Sekunden-All-Out-Tests bestimmt und analog zur eigenen Untersuchung dreimal wöchentlich erfasst. Ganter (2010) erzielte in einer vergleich-

baren Studie mit einer gemischt freizeit- und leistungssportlich aktiven Probandengruppe über einen Zeitraum von zehn Wochen, gemessen am Determinationskoeffizienten R^2 , einen ähnlichen Modell-Fit mit einem Wertebereich von 0.08 bis 0.89. Als Kriteriumsleistung wurde hier ein 30-Sekunden-Wingate-Test ein- bis dreimal wöchentlich durchgeführt. Die publizierten Ergebnisse sind folglich mit den studienintern erzielten Simulationsergebnissen der Einzelperioden, unter Verwendung des Leistungsoutputs im RBT und TTT ($R^2=0.19\text{--}0.99$), vergleichbar und stehen damit im Einklang. Im Kontext der vorgenannten Ergebnisse ist auch die neunwöchige Studie von Feger (2010) mit einer untrainierten Person interessant. Der Leistungsoutput wurde hier anhand eines PWC150-Stufentests vor jeder Trainingseinheit ermittelt. In der Modellsimulation erzielt die Autorin einen am ICC gemessenen Modell-Fit von 0.507 für den Gesamtzeitraum. In der Gegenüberstellung mit den studieninternen erzeugten Simulationsergebnissen für die Einzelperioden (VP1, VP2, WP1, WP2), unter Verwendung des Leistungsoutputs im RBT und TTT, zeigt sich bei den eigenen Daten eine in der Summe bessere Modellanpassung. Gründe hierfür sind im eingesetzten Testverfahren zur Bestimmung des Leistungsoutputs zu vermuten, da die PWC150 aufgrund der Skalierung über die Herzfrequenz sensibel gegenüber äußeren und inneren Einflüssen (Wetter, Temperatur, Schlaf, Vorbelastung, Erkrankungen, etc.) reagiert.

Pfeiffer und Schrot (2009, 2010) setzen in zwei Studien (Untersuchungszeitraum jeweils 5 Monate) mit drei bzw. sechs Eliteradsportlern, analog zum eigenen Studiendesign, den Leistungsoutput im RBT als Kriteriumsleistung (Erfassung dreimal wöchentlich) ein. Gemessen am ICC erzielten Pfeiffer und Schrot (2009) für den Gesamtzeitraum einen Modell-Fit von 0.36 bis 0.93. Pfeiffer und Schrot (2010) dokumentieren für den gesamten Untersuchungszeitraum ICC-Werte von 0.24 bis 0.88, wobei die zeitliche Limitierung des Datensatzes auf die VP bzw. VP1 in einem verbesserten Modell-Fit mit einem ICC-Wertebereich von 0.35 bis 0.94 bzw. 0.52 bis 0.93 resultierte. In beiden Studien lag eine testtageweise Datenaggregation zugrunde, während im Rahmen der eigenen Untersuchung eine tageweise Datenskalierung gewählt wurde. Vergleicht man die erzielten Simulationsergebnisse aus Studie 1 und 2 für den Gesamtzeitraum (VP&WP), unter Verwendung des Leistungsoutputs im RBT, so zeigen sich aufgrund der hohen zeitlichen Auflösung erwartungsgemäß etwas schlechtere Modellanpassungen mit ICC-Werten im Bereich von 0.19 bis 0.74. Bezogen auf die Einzelperioden (VP1, VP2, WP1, WP2) ergeben sich jedoch trotz tageweiser Skalierung ($ICC=0.36\text{--}0.99$) vergleichbare Werte. Analog zur Studie von Pfeiffer und Schrot (2010) konnten im Rahmen der eigenen Untersuchung bei den Einzelperioden bessere Modellanpassungen, als im Gesamtzeitraum, erzielt werden.

Die eigenen Simulationsergebnisse unter Verwendung des Leistungsoutputs im AOST lassen sich anhand zweier Publikationen (Pfeiffer, 2008; Pfeiffer & Schrot, 2009) einordnen. Pfeiffer (2008) erzielte in zwei unabhängigen sechs- bzw. neunwöchigen Fahrradergometerstudien (mit vorgegebenem Trainingsprotokoll) mit jeweils drei untrainierten Probanden, gemessen am ICC, einen Modell-Fit von 0.360 bis 0.848 (8-Sekunden-All-Out-Test) bzw. 0.219 bis 0.798 (15-Sekunden-Wingate-Test).

Sieben der insgesamt fünfzehn Simulationen lieferten dabei gute Modellanpassungen mit *ICC*-Werten größer 0.70 (vgl. auch Pfeiffer & Perl, 2009). Berücksichtigt man bei beiden Testleistungen nur die publizierten Simulationsergebnisse unter Verwendung des Leistungsoutputs Peak Power über eine Sekunde, so ergeben sich *ICC*-Werte im Bereich von 0.219 bis 0.824. Die hierbei grundlegenden Testleistungen wurden an drei bzw. zwei Tagen pro Woche abgenommen. Vergleicht man die in der eigenen Untersuchung erzielten Simulationsergebnisse für die Einzelperioden (VP1, VP2, WP1, WP2), so ist festzustellen, dass hier eine insgesamt größere Bandbreite in den Modellanpassungen (*ICC*=0.17–0.96) vorliegt. In der Beurteilung ist aber einschränkend zu berücksichtigen, dass in der Vergleichsstudie von Pfeiffer (2008) ein kontrolliertes Studiendesign mit strukturell geplanten Trainingsinterventionen zugrunde lag, welches aus forschungsmethodischer Sicht bereits eine bessere Verlinkung der Input-Output-Datensätze unterstellt. Auch Pfeiffer und Schrot (2009) erzielten in der eingangs bereits dokumentierten fünfmonatigen Untersuchung mit drei Eliteradsportlern, unter Verwendung eines 10-Sekunden-Wingate-Tests, einen Modell-Fit mit *ICC*-Werten im Bereich von 0.16 bis 0.76. Aufgrund des langen Untersuchungszeitraums dieser Referenzstudie sind hier gegenüberstellend die im eigenen Forschungsvorhaben (Studie 1&2) erzielten Modellanpassungen des Gesamtzeitraums (*ICC*=0.06–0.38) und der Teilperioden VP und WP (*ICC*=0.16–0.92) heranzuziehen. In der eigenen Untersuchung ist eine insgesamt größere Streuung in den erzielten Modellanpassungen festzustellen und es gelingt bei den Simulationen des Gesamtzeitraums nicht, eine hinreichende Modellgüte zu erreichen. In der Gesamtbeurteilung der studienintern bestimmten Simulationen unter Verwendung des Leistungsoutputs im AOST bleibt festzuhalten, dass die Testleistungen auf den 1-Sekunden-Bestwerten basierten und hier lediglich eine isolierte Leistungskomponente (neuromuskuläre Kapazität) abgegriffen wurde. In der eigenen Untersuchung ist daher, vor dem Hintergrund des stark ausdauerorientierten Trainingsregimes (vor allem in der VP) der Eliteradsportler, von einer insgesamt schwächeren Verlinkung des Trainingsinputs mit dem Leistungsoutput auszugehen.

Weitere vergleichbare PerPot-Simulationsdaten liegen auch im Schwimmsport (Fuhrmann et al., 2014; Pfeiffer & Fuhrmann, 2011) und Krafttraining (Pfeiffer et al., 2009) vor. Insbesondere die Daten aus dem Bereich des Schwimmsports sind aufgrund der stark konditionell determinierten Wettkampfleistung interessant. Pfeiffer und Fuhrmann (2011) konnten in einer zwölfwöchigen Studie mit sechs Eliteschwimmern einen am *ICC* gemessenen Modell-Fit von 0.51 bis 0.83 nachweisen. Ähnliche Ergebnisse werden auch von Fuhrmann et al. (2014) im Rahmen einer viermonatigen Studie mit sieben Eliteschwimmern (*ICC*=0.54–0.87) nachgewiesen. Im Vergleich dazu liefern die eigenen Simulationsergebnisse mit Leistungsoutput im RBT und TTT, bezogen auf die Einzelperioden, ein breiteres Anpassungsspektrum mit *ICC*-Werten von 0.33 bis 0.99, wobei auch hier nur sechs Simulationen *ICC*-Werte unter 0.50 ergaben. Interpretativ relativierend ist jedoch zu beachten, dass in den angeführten Vergleichsstudien, gemessen an der Länge des Betrachtungszeitraums, eine insgesamt geringere Anzahl an Testleistungen vorlag und daher von einem besseren simulativen Modellverhalten (langfristige Leistungsentwicklungen) auszugehen ist.

Zudem bestehen auch aus sportartspezifischer Sicht Unterschiede im Trainingsprozess. Während im Schwimmsport einzelne Trainingsinterventionen gezielt nach intensitätsspezifischen Gesichtspunkten umgesetzt werden können, bestehen im Straßenradsport zahlreiche äußere Einflüsse (Strecke, Topografie, Witterung, Material, etc.), die dazu führen, dass Trainingsinterventionen einer variablen Komponente in Bezug auf die Trainingsintensität unterliegen. In dieser Tatsache können simulative Problemfelder begründet sein, die sich im direkten Vergleich der Simulationsergebnisse beider Sportarten widerspiegeln. Weitere Vergleichsdaten liefert eine achtwöchige Krafttraininguntersuchung von Pfeiffer et al. (2009) mit vier Probanden. Die hier dokumentierten Modellanpassungen (Mittlerer Modell-Fit: $ICC=0.73$) bestätigen die studienintern erzielten Simulationsergebnisse der Einzelperioden für den Leistungsausput im RBT und TTT.

Zusammenfassend bleibt zu konstatieren, dass die in Studie 1 und 2 erzielten simulativen Modellanpassungen im Vergleich mit forschungsmethodisch ähnlichen PerPot-Publikationen vergleichbare Ergebnisse lieferten. Vorliegende Differenzen konnten anhand im Studiendesign begründeter Unterschiede bzw. sportartspezifischer Besonderheiten geklärt werden. Die erzielten Forschungsergebnisse sind insbesondere vor dem Hintergrund der Studiendauer, der Messdichte der Leistungsdaten und der hohen zeitlichen Auflösung der Input-Output-Daten mit tageweiser Datenskalierung, bemerkenswert. Die studienintern dokumentierte Optimierung der Modellanpassungen bei singulärer Betrachtung der Einzelperioden konnte auch in vergleichbaren Publikationen gezeigt werden. Bezogen auf den eigenen Datensatz lieferte die trainingsperiodenbezogene Unterteilung des Gesamtdatensatzes, mit Ausnahme von sechs Simulationen, durchgängig ICC -Werte größer 0.50.

Ergebnisdiskussion im Kontext vorliegender FF-Publikationen

Abschließend werden die erzielten Untersuchungsergebnisse zur Modellanpassung (Studie 1 & 2), gemessen am $MAPE$, ICC , r und R^2 , im Kontext bestehender Forschungserkenntnisse zum antagonistischen FF näher beleuchtet. Hierbei werden primär Untersuchungen im Bereich konditionell determinierter Sportarten herangezogen. Vorliegende Publikationen mit gleichzeitiger Betrachtung des PerPot und FF (Ganter, 2010; Ganter et al., 2006a, 2006b; Pfeiffer, 2008; Pfeiffer et al., 2009; Pfeiffer & Perl, 2009) wurden bereits anhand der publizierten PerPot-Ergebnisse diskutiert und werden daher in diesem Unterkapitel nicht nochmals separat aufgegriffen.

Betrachtet man zunächst die Ergebnisse der relevanten vorliegenden Publikationen zum FF aus dem Bereich des Radsports (Busso et al., 1991, 1997, 2002), so zeigt sich, dass nur wenige Untersuchungen existieren und diese ausschließlich mit Untrainierten und Freizeitsportlern durchgeführt wurden. Einschränkend ist zudem festzustellen, dass die beiden Studien von Busso et al. (1997, 2002) auf einem Modellansatz mit zeitvarianten Modellparametern gründen, sodass bereits modellimplizit von einem besseren Modell-Fit auszugehen ist und weitergehende Vergleiche daher unterbleiben. Die 14-wöchige Untersuchung von Busso et al. (1991) liefert mit dem

Zwei-Komponenten-Modell bei acht untrainierten Probanden einen Wertebereich von 0.792 bis 0.938 für r . Zu beachten ist hierbei jedoch, dass von den Probanden ausschließlich ein vorab definiertes Trainingsprotokoll unter standardisierten Bedingungen absolviert wurde. Das eingesetzte ausdauerfokussierte Testverfahren und das Testintervall von drei Leistungsmessungen pro Woche lassen einen Vergleich mit den eigenen Simulationsergebnissen unter Berücksichtigung des Leistungsoutputs im RBT und TTT zu. Die eigenen Untersuchungsergebnisse liefern, gemessen an den Einzelperioden, eine größere Streuung im Modell-Fit mit Korrelationskoeffizienten im Wertebereich von 0.43 bis 0.99. Als mögliche Ursache hierfür kann das in Studie 1 und 2 absolvierte individuelle Trainingsprogramm der Probanden, im Vergleich zum kontrollierten Testdesign der Vergleichsstudie (bei gleichzeitig untrainierten Probanden), angesehen werden.

Schließt man in die vergleichende Betrachtung weitere Publikationen zum FF in konditionell determinierten Sportarten ein, so existieren Untersuchungen mit Elitesportlern im Triathlon (Millet et al., 2002, 2005) und Schwimmen (Hellard et al., 2005; Mujika et al., 1996; Thomas et al., 2008) sowie mit Freizeitsportlern im Laufen (Banister et al., 1992; Morton et al., 1990; Wood et al., 2005).

In einer elfwöchigen Laufuntersuchung konnten Morton et al. (1990) für zwei Freizeitsportler, beurteilt am Determinationskoeffizienten R^2 , einen Modell-Fit von 0.71 bzw. 0.96 nachweisen. Die ausdauerfokussierten Referenzleistungen wurden zweimal wöchentlich im Untersuchungszeitraum erhoben (vgl. auch Banister et al., 1992). Auch Wood et al. (2005) konnten in einer zwölfwöchigen Laufstudie mit einem freizeitsportlichen Probanden einen guten Modell-Fit von 0.92 anhand des Determinationskoeffizienten R^2 bestimmen. Die Leistungserfassung der 3-Kilometer-Testleistung erfolgte hier einmal wöchentlich mit einer Gesamtzahl von zehn Referenzleistungen. Aufgrund der in den Vergleichsstudien stark ausdauerfokussierten Testleistungen sind im Kontext mit den studienintern durchgeführten Simulationen nur die Ergebnisse unter Verwendung des Leistungsoutputs im RBT bzw. TTT heranzuziehen. Aufgrund der zudem geringen Anzahl an Testleistungen und den kurzen Untersuchungszeiträumen sowie vor dem Hintergrund des freizeitsportlichen Zugangs, werden studienintern die Simulationen der Einzelperioden vergleichend gegenübergestellt. Hier zeigten sich am Determinationskoeffizienten R^2 Modellanpassungen von 0.19 bis 0.60 in der VP1, 0.31 bis 0.80 in der VP2, 0.33 bis 0.99 in der WP1 und 0.23 bis 0.99 in der WP2. Die in den Vergleichsstudien publizierten Modellanpassungen decken sich mit den periodenbezogen erzielten Bestwerten der eigenen Untersuchung. Es bleibt jedoch zu konstatieren, dass im eigenen Forschungsvorhaben, bedingt durch diverse simulative Problemfelder, phasenweise auch abweichende und statistisch unbefriedigende Modellanpassungen bestimmt wurden.

In einer 44-wöchigen Untersuchung mit 18 Eliteschwimmern erzielten Mujika et al. (1996), gemessen am Determinationskoeffizienten R^2 , Modellanpassungen im Wertebereich von 0.45 bis 0.85. Grundlage der Simulation waren im Mittel 18 Referenzleistungen im Untersuchungszeitraum. Einen deutlich längeren Beobachtungszeitraum wählten Hellard et al. (2005), die sieben Eliteschwimmer über einen mehr-

jährigen Zeitraum (4 ± 2 Jahre) untersuchten und dabei Modellanpassungen mit R^2 von 0.30 bis 0.53 beschrieben (49 ± 9 Testleistungen). Auch Thomas et al. (2008) bestimmen in einer zweijährigen Schwimmstudie (32 ± 4 Testleistungen) mit acht Eliteschwimmern einen am Determinationskoeffizienten R^2 gemessenen Modell-Fit von 0.45 bis 0.63. Grundlage der Simulationen bildete hier ein nicht linearer FF-Modellansatz nach Busso (2003). Vergleicht man die Ergebnisse mit den eigenen Simulationswerten für den Gesamtzeitraum (VP&WP), unter Verwendung des Leistungsoutputs im RBT und TTT, so ist in der eigenen Untersuchung eine deutlich größere Streuung in den Modellanpassungen ($R^2 = 0.06\text{--}0.57$) festzustellen. Hierbei muss allerdings berücksichtigt werden, dass studienintern eine vergleichsweise hohe Anzahl an Referenzleistungen im RBT und TTT (38 ± 8 Testleistungen) in Relation zur Länge des Untersuchungszeitraums (26–32 Wochen) vorlag. Dies führt dazu, dass tagesaktuelle Leistungsschwankungen im Leistungsoutput stärker gewichtet werden. Anhand der eigenen Simulationsergebnisse konnte gezeigt werden, dass das PerPot in der Lage ist, übergeordnete Leistungstrends gut zu erfassen. Die Abbildung tagesaktueller Schwankungen, insbesondere bei langen Beobachtungszeiträumen (VP&WP), gelingt simulativ allerdings nur bedingt. Damit erscheint die hohe Datendichte im Verhältnis zur Dauer des Beobachtungszeitraums der eigenen Studien, in Kombination mit den dokumentierten Verschiebungen im Adaptationsmuster, ursächlich für die vergleichsweise geringere Modellanpassung.

Millet et al. (2002) konnte in einer 40-wöchigen Triathlonstudie mit vier Elitetriathleten, gemessen am Korrelationskoeffizienten r , einen Modell-Fit von 0.37 für Schwimmen (52 Testleistungen), 0.74 für Laufen (50 Testleistungen) erzielen. In einer weiteren Untersuchung konnten Millet et al. (2005) in einer vergleichbaren Untersuchung einen Modell-Fit von 0.32 bzw. 0.30 für die subjektiven Leistungskriterien „Anxiety“ und „Fatigue“ bestimmen. Stellt man hier die Simulationen aller Trainingsperioden unter Verwendung des Leistungsoutputs im RBT und TTT gegenüber ($r = 0.24\text{--}0.91$), so liegen die Werte der Vergleichsstudien (mit Ausnahme Modell-Fit Laufen) im unteren Bereich der eigenen Untersuchungsergebnisse. Für die Studie von Millet et al. (2005) sind simulative Fehlerquellen im subjektiv bestimmten Leistungsoutput zu vermuten.

Abschließend kann festgehalten werden, dass die studienintern erzielten Simulationsergebnisse auch im Kontext mit Ergebnissen vorliegender Publikationen zum FF abgeglichen werden konnten. Die in Einzelfällen variablen Modellanpassungen der eigenen PerPot-Simulationen lassen sich anhand dem zugrunde liegenden Untersuchungsdesign, mit einer hohen Anzahl serieller Leistungsmessungen in Relation zur Dauer des Beobachtungszeitraums, relativieren. Weitere eingangs aufgedeckte simulative Problemfelder resultieren flankierend dazu in phasenweisen Abweichungen zu den Realdaten.

9.2.8.2 Analyse Trainingsinput

Im Kontext antagonistischer Simulationsmodelle stellt sich bei der Auswahl der Input- und Outputparameter generell die Frage, welche sportartspezifischen leistungsbestimmenden Faktoren in die Betrachtung aufgenommen werden und welche adaptationsrelevanten Reize (Trainingsinput) diese Referenzleistungen (Leistungsoutput) konstituieren. In Bezug auf den Trainingsinput wurden studienintern die Eingangsgrößen, Trainingsbeanspruchung und Trainingsbelastung, differenziert. Inhaltlich unterscheiden sich die beiden Messgrößen hinsichtlich des zur Verfügung stehenden Messbereiches. Während der belastungsbasierte Input in Watt nach oben offen skaliert ist, liegt dem beanspruchungsbasierten TRIMP ein gedeckeltes System mit einer individuell maximalen Herzfrequenz zugrunde. Gerade bei hochintensiven Trainingsinterventionen, Wettkämpfen und bei variablem Leistungsoutput (z. B. Intervalltraining) sind daher Differenzen im resultierenden Trainingsinput zu erwarten. Aus statistischer Sicht zeigen sich in beiden Studien bei allen Probanden signifikante Korrelationen zwischen Trainingsbeanspruchung und Trainingsbelastung. Die Überprüfung anhand des ICC offenbart dagegen, dass entsprechend der Vermutung strukturell teils deutliche Abweichungen in den Inputdatenreihen vorliegen.

Tab. 72. Statistischer Zusammenhang zwischen den Trainingsinputdatenreihen Trainingsbeanspruchung TRIMP und Trainingsbelastung [kJ] nach Probanden (N: Anzahl der Trainingsdatensätze; r: Korrelationskoeffizient; F-Test: * $p < 0.05$, ** $p < 0.01$; ICC: Intra-Class-Korrelationskoeffizient)

Proband	N	r	ICC
1	190	0.826**	0.497
2	162	0.803**	0.472
3	121	0.772**	0.483
4	147	0.901**	0.277
5	161	0.927**	0.269
6	144	0.801**	0.316
7	117	0.799**	0.081

Fasst man die Simulationen unter Verwendung des Leistungsoutputs im RBT und TTT zusammen, so zeigt sich im Vergleich der beiden Alternativen für den Trainingsinput, gemessen am MAPE und ICC, zunächst ein uneinheitliches Bild. Während bei S2, S3, S4 und S7 tendenziell bessere Werte für den Input Trainingsbeanspruchung in den betrachteten Trainingsperioden erzielt wurden, zeigten sich bei S1 in der Summe bessere Anpassungen unter Verwendung der Trainingsbelastung. Für die Probanden S5 und S6 ergaben sich diesbezüglich indifferente Ergebnisse mit primär periodenabhängigen Vorteilen zugunsten jeweils einer der beiden Inputvarianten. Berücksichtigt man bei S5 zudem adaptationsbedingte Simulationsprobleme und bezieht nur die Einzelperioden in die Betrachtung mit ein, so ergeben sich auch hier tendenzielle Vorteile für den beanspruchungsbasierten Trainingsinput. Damit zeigen sich global betrachtet bei fünf der sieben Probanden leichte simulative Vorteile unter Verwendung des Trainingsinputs TRIMP. Pfeiffer und Schrot (2010) erzielten ähnliche Ergebnisse und begründen die Datenlage anhand des Belastungs-Beanspruchungskonzepts über eine bessere Verlinkung der beanspruchungsbasierten Kenn-

größen mit den intern ablaufenden Adaptationsprozessen. Es bleibt in Bezug auf die eigene Untersuchung kritisch anzumerken, dass die ermittelten Differenzen zwischen den beiden Inputvarianten in vielen Fällen nur marginalen Charakter besitzen. Auch aus statistischer Sicht können anhand des nicht parametrischen Wilcoxon-Vorzeichen-Rang-Tests (für verbundene Stichproben), bezogen auf die am *MAPE* gemessenen Modellanpassungen in den einzelnen Trainingsperioden (VP&WP, VP, WP, VP1, VP2, WP1, WP2), keine signifikanten Mittelwertunterschiede in der Probandengruppe festgestellt werden. Aufgrund der geringen Fallzahlen wurden für die statistische Prüfung nur die Simulationen unter Verwendung des Leistungsoutputs im RBT und TTT herangezogen.

Tab. 73. *Statistische Auswertung des Wilcoxon-Vorzeichen-Rang-Tests nach Trainingsperioden, gemessen an den erzielten Modellanpassung (MAPE) unter Verwendung des Leistungsoutputs im RBT und TTT.*

Leistungsoutput	Statistik	VP&WP	VP	WP	VP1	VP2	WP1	WP2
RBT/TTT	u	-0,593	-1,183	-0,507	-0,21	-1,483	-1,521	-0,135
	p	0.553	0.237	0.612	0.833	0.138	0.128	0.893

Die Analyse der Simulationsdaten, unter Verwendung des Leistungsoutputs im AOST, ergibt bei S1 und S3 tendenzielle Vorteile zugunsten des belastungsabhängigen Trainingsinputs, während bei S2 der beanspruchungsbasierte Trainingsload bessere Simulationsergebnisse liefert.

Zusammenfassend kann damit im direkten Vergleich der Inputalternativen, Trainingsbeanspruchung und Trainingsbelastung, keine statistisch abgesicherte Präferenz zugunsten einer der beiden Eingangsgrößen formuliert werden. Bezogen auf den Leistungsoutput im TTT und RBT zeigen sich in den Simulationsergebnissen qualitativ leichte Vorteile zugunsten der Eingangsgröße Trainingsbeanspruchung, während beim Leistungsoutput im AOST tendenziell der Input Trainingsbelastung besser abschneidet.

Im Kontext dieser globalen Erkenntnisse könnte ein möglicher interpretativer Ansatz auf dem Zusammenhang zwischen eingesetztem Testverfahren (Leistungsoutput) und den zugrunde liegenden adaptationsrelevanten Trainingsreizen (Trainingsinput) fußen. Demnach ist davon auszugehen, dass diejenige Input-Output-Datenreihe die besten Simulationsergebnisse liefert, die im Trainingsinput die adaptationsrelevanten Merkmale des selektierten Leistungsoutputs am besten erfasst. Vor dem Hintergrund des primär ausdauerorientierten Trainingsregimes der Probanden erscheint eine gute Verlinkung des Trainingsinputs Trainingsbeanspruchung mit den ebenfalls stark aerob konditionierten Testverfahren RBT und TTT durchaus schlüssig. Argumentativ lässt sich dies über einen stärkeren Zusammenhang der Beanspruchungskennziffern mit den intern ablaufenden Adaptationsreaktionen (Leistungsentwicklung), im Zusammenhang zwischen externer Belastungseinwirkung, resultierender interner Beanspruchungsreaktion und abschließender Adaptation, erklären (vgl. Pfeiffer & Schrot, 2010, 153). Eine Untersuchung von Pfeiffer und Schrot (2010) liefert vergleichbare Erkenntnisse und bestätigt damit die aufgestellte Vermutung. Die Autoren konnten in einer Untersuchung mit sechs Probanden (4 Straßenradsportler, 2 Moun-

tainbiker), mit identischem Testverfahren (RBT), ebenfalls tendenziell bessere Simulationsergebnisse mit beanspruchungsbasiertem Input erzielen. Auch die Ergebnisse im AOST lassen sich anhand dieser Argumentation interpretativ einordnen. Für die im Rahmen der Studie selektierte 1-Sekunden-Maximalleistung (neuromuskuläre Kapazität) erscheinen aus trainingswissenschaftlicher Sicht primär hochintensive, kurzzeitige Trainingsinterventionen adaptionsrelevant (Creer, Ricard, Conlee, Hoyt & Parcell, 2004; Paton & Hopkins, 2005). Aufgrund der bereits dargelegten Deckung der herzfrequenzbasierten Trainingskennziffern sind insbesondere Watt-Leistungswerte geeignet, um das zugrunde liegende Trainingsgeschehen (Belastungsspitzen) adäquat abzubilden. Es erscheint daher argumentativ schlüssig, dass wattbasierte Inputgrößen (Trainingsbelastungen) im Zusammenhang mit kurzzeitigen All-Out-Testleistungen (Sprinttests) zu besseren Simulationsergebnissen führen. Bekräftigt wird die Annahme durch Ergebnisse von Pfeiffer und Perl (2009, 48f.), die, unter Verwendung eines isokinetischen 8-Sekunden-Sprinttests, bei drei Sportstudenten, ebenfalls bessere Simulationsergebnisse mit dem belastungsbasierten Input erzielten.

In der Ergebnisdiskussion ist jedoch einschränkend zu beachten, dass die im Straßenradsport in der Trainingspraxis eingesetzten Trainingsinterventionen eine große methodische Varianz aufweisen und somit Trainingsinhalte nicht immer sauber getrennt werden können. Speziell in Bezug auf die Betrachtung isolierter leistungsbestimmender Faktoren, wie beispielsweise die maximale Sprintleistung (neuromuskuläre Kapazität) im AOST, sind daher künftig zusätzlich einschränkende Rahmenbedingungen für den adaptionsrelevanten Trainingsinput zu definieren, um interpretativ starke Zusammenhänge zwischen Trainingsinput und Leistungsoutput zu erzielen. Weiteres modelltheoretisches Optimierungspotenzial basiert auf einer differenzierten Erfassung des relevanten Trainingsinputs. Im klassischen PerPot mit nur einer Inputvariable bleiben trainingsstrukturelle Aspekte zunächst unberücksichtigt. Trainingswissenschaftliche Erkenntnisse dokumentieren jedoch den Einfluss der eingesetzten Belastungsnormative (Umfang, Intensität, Trainingsmethode) auf die individuelle Adaptationsreaktion (vgl. u.a. Esteve-Lanao, Foster, Seiler & Lucia, 2007; Stepto, Hawley, Dennis & Hopkins, 1999; Tabata et al., 1996). Im Hinblick auf weitere Untersuchungen erscheinen somit modelltheoretische Modifikationen sowie die differenzierte Erfassung des Trainingsinputs von besonderer Bedeutung.

9.2.8.3 Analyse Modellparameter

Vergleicht man die simulativ, unter Verwendung des beanspruchungs- bzw. belastungsbezogenen Trainingsinputs, erzeugten Modellparameter, so zeigen sich bei den einzelnen Probanden jeweils trainingsperiodenbezogen meist ähnliche Werte (bei nur wenigen größeren Ausreißern) für den Quotienten DS/DR. Da beiden Inputdatenreihen das gleiche Trainingsregime des jeweiligen Probanden und damit absolut identische Belastungsnormative zugrunde liegen, kann hieraus geschlossen werden, dass die Modellkalibrierung eine hohe Stabilität in Bezug auf DS/DR gegenüber Modifikationen der Datenreihe des Trainingsinputs aufweist. Auch die Verzögerungs-

parameter DS und DR weisen, insbesondere in der Studie 2, eine insgesamt gute Stabilität gegenüber dem eingesetzten Trainingsinput auf. In Einzelfällen sind hier jedoch trotz identischem DS/DR-Ratio teils deutlich differierende Konfigurationen der zugrunde liegenden Verzögerungsparameter DS und DR festzustellen. Ursächlich dafür ist die im simulationsbasierten Kalibrierungsverfahren des PerPot verankerte Abstimmung der Normierungsfaktoren für Trainingsinput und Leistungsoutput sowie der Verzögerungsparameter. Die simulativ erzeugte iterative Modelllösung liefert eine optimale Näherung der entsprechenden Modellkomponenten, wobei, gemessen am Modell-Fit, verschiedene nahezu gleichwertige Lösungen mit differierenden Konfigurationen der Verzögerungsparameter existieren können. Die Ergebnisse stehen damit im Einklang mit den im Rahmen der Stabilitätsprüfung (vgl. Kapitel 9.1.8) erzielten Erkenntnissen, wobei in Bezug auf die individuelle Ausprägung der Verzögerungsparameter DS und DR ein vergleichsweise geringerer Einfluss durch Variationen der Datenreihe des Trainingsinputs als durch Variationen der Datenreihe des Leistungsoutputs festzustellen ist. Für den Vergleich der studienintern erzielten Verzögerungsparameter mit empirischen Befunden vorliegender Untersuchungen ist aufgrund der Stabilitätsanalyse interpretativ der Quotient DS/DR heranzuziehen. Weitergehende singuläre Interpretationen der Verzögerungsparameter DS bzw. DR sowie darin begründete zeitliche Ableitungen für trainingspraktische Umsetzungen erscheinen dagegen nicht sinnvoll.

In den vorliegenden Publikationen zum PerPot⁴⁰ wurden jeweils nur kurze Zeiträume von sechs bis zehn Wochen simulativ erfasst und hierfür die zugehörigen Verzögerungsparameter bestimmt (vgl. Ganter, 2010; Ganter et al., 2006a, 2006b; Pfeiffer 2008; Pfeiffer & Perl, 2009). In den eigenen Studien wurden hingegen beim Gesamtzeitraum und den Teilperioden VP und WP teils auch deutlich längere Zeiträume betrachtet. Analysiert man das Verhältnis der Verzögerungsparameter (DS/DR) und zieht in die Betrachtung nur Simulationen mit ausreichendem Modell-Fit ($ICC > 0.50$) mit ein, so zeigen sich in den betrachteten Trainingsperioden, zusammenfassend für Studie 1 und 2, unter Berücksichtigung aller Input-Output-Kombinationen, DS/DR-Werte im Bereich von 0,40 bis 8,36, wobei die Extremwerte aus der Studie 1 resultieren. Bereinigt man den adaptationsbedingt fehlerbehafteten Simulationswert von S2 in der VP2 (Studie 1), so liegen die DS/DR-Werte im Wertebereich von 0,40 bis 4,50. Die Simulationen der Studie 2 liefern ein insgesamt etwas homogeneres Bild mit einem Wertebereich von 0,50 bis 2,95. Vergleicht man gegenüberstellend die Simulationsergebnisse aus Studie 1 nur für den RBT, so zeigen sich, unter den oben genannten Voraussetzungen, DS/DR-Werte von 0,40 bis 3,88 und damit vergleichbare Ergebnisse.

Die in vorliegenden radsportbezogenen Publikationen mit Untrainierten und Freizeitsportlern dokumentierten Werte für DS/DR liegen im Bereich von 1,0 bis 2,1 (Ganter et al., 2006a, 2006b) und 1,0 bis 2,3 (Pfeiffer, 2008; Pfeiffer & Perl, 2009). Auch die Radsportuntersuchung von Ganter (2010) zeigt für eine gemischte Probandengruppe

⁴⁰ Publikationen mit Darstellung der Verzögerungsparameter DS und DR

mit freizeit- bzw. leistungssportlich aktiven Triathleten und Radfahrern vergleichbare Werte im Bereich von 1,2 bis 3,2. Die in der eigenen Untersuchung ermittelten DS/DR-Ergebnisse liefern für den Wertebereich größer eins eine vergleichsweise größere Spanne als die Untersuchungen mit Untrainierten und Freizeitsportlern, bestätigen aber auf der anderen Seite die von Ganter (2010) bei leistungssportlichem Einsatz dokumentierten Werte. Konnten in den bisherigen Untersuchungen (vgl. Kapitel 5.4.2) ausschließlich DS/DR-Werte größer eins dokumentiert werden, ergeben sich in beiden durchgeführten Studien punktuell auch periodenbezogen Werte kleiner eins. Letztgenannte Simulationsergebnisse lassen auf eine verzögerte Erholungsfähigkeit im betrachteten Zeitraum schließen. Damit decken sich die Simulationsergebnisse mit trainingspraktischen Erkenntnissen, da speziell bei leistungssportlichem Zugang und saisonaler Betrachtung (langfristiger Horizont) phasenweise von verzögerten Erholungszeiträumen und Leistungsminderungen auszugehen ist.

Zusammenfassend kann, im Kontext mit den vorliegenden Publikationen, eine hohe Konstanz für den Quotienten DS/DR festgestellt werden. Zudem lassen sich im leistungssportlichen Einsatz simulativ Phasen verzögerter Erholungsfähigkeit mit DS/DR-Werten kleiner eins dokumentieren. Dies ermöglicht aus Sicht der Trainingswirkungsanalyse Einblicke in adaptive Verschiebungen im Zusammenhang zwischen Training und Leistung.

9.3 PerPot-Modellprognose

Die nachfolgende Ergebnisdiskussion erfolgt zunächst getrennt für die einzelnen Probanden, bevor in einem zweiten Schritt im Rahmen der globalen Betrachtung die Untersuchungsergebnisse für beide Studien zusammengefasst und im Kontext vorliegender Publikationen abstrahierend diskutiert werden. Abschließend wird der Einfluss der Inputalternativen Trainingsbeanspruchung und Trainingsbelastung auf die Prognoseergebnisse thematisiert.

9.3.1 Proband S1

Unter Verwendung des *Leistungsoutputs im RBT* ergeben sich in der Modellprognose teils deutliche Abweichungen von den Realdaten. Anhand der Erkenntnisse aus der Modell-Fit-Analyse (vgl. Kapitel 9.2.1) sind hierfür die dokumentierten Verschiebungen im Adaptationsmuster des Probanden verantwortlich. Davon betroffen sind insbesondere die Prognosen der VP2 und der WP, da in beiden Fällen bereits die, der Prognose zugrunde liegende Modellkalibrierung deutlich fehlerbehaftet ist. Für die Prognose der WP (kJ) und WP2 (TRIMP & kJ) ergeben sich im Zeitfenster der WP2 zudem kapazitive Probleme im SP, mit daraus resultierenden Überlaufsituationen. In Bezug auf die WP2 (TRIMP) Prognose resultiert dies in einem überzeichneten Leistungsverlauf und einem hohen Prognosefehler von 12,38 Prozent. Bemerkenswert erscheint dies besonders vor dem Hintergrund, dass die vorgeschaltete Modellkalibrierung (WP1) mit einer Abweichung von nur 0,66 Prozent sehr gut

gelang. Betrachtet man den Leistungsverlauf nur aus struktureller Sicht, so ist zu erkennen, dass die Grundstruktur (Leistungstrend), wenn auch in der maximalen Ausprägung deutlich überzogen, nachvollzogen wird. Im Kontext dieser Problematik sind die, im Rahmen der Modellprognose unterstellten kapazitiven Annahmen zu berücksichtigen. Da im Prognosezeitraum WP2 höhere maximale Trainingsloads, als in der Kalibrierungsperiode WP1 vorlagen, wurde für die Simulation eine kapazitive Trainingsload-Reserve von 15 Prozent aktiviert. Vergleichende Simulationen zeigen, dass hierdurch einerseits der Prognosefehler deutlich gesenkt, andererseits aber noch nicht das simulative Optimum erzielt werden konnte⁴¹. Dennoch zeigt diese Analyse, dass prospektive, im Kalibrierungszeitraum in der maximalen Ausprägung nicht dokumentierte Trainingsloads einen elementaren Einfluss auf die Ergebnisse der Modellprognose haben und deshalb in Sinne einer zielgerichteten Modellprognose zu erfassen sind.

Für den *Leistungoutput im AOST* zeigen sich teils deutliche Abweichungen in den Prognoseergebnissen. Ursächlich hierfür erscheinen die phasenweise hohen Trainingsloads sowie deren Berücksichtigung in der Kalibrierungsphase. Am Beispiel der VP2 Prognose lässt sich die Schwierigkeit einer quantitativ optimal abgestimmten Berücksichtigung prospektiver Loadspitzen innerhalb der Kalibrierung der Modellprognose verdeutlichen. Anhand der AOST Modellprognosen können auch die, in der Modell-Fit-Analyse (vgl. Kapitel 9.2.1) gezeigten Probleme, hinsichtlich der Vernetzung des Trainingsloads und der resultierenden Leistung, bestätigt werden. So zeigen sich insbesondere für die Prognose der WP2 gute Ergebnisse. Ursächlich dafür ist die trainingsmethodisch begründete positive Veränderung der Stärke des Input-Output-Zusammenhangs von der VP zur WP. Dies spiegelt sich auch in der Tatsache wider, dass die Modellprognose der WP1 (Kalibrierung VP2) für beide Inputalternativen deutlich fehlerbehaftet ist.

9.3.2 Proband S2

Betrachtet man den *Leistungoutput im RBT*, so ergeben die Modellprognosen in den untersuchten Trainingsperioden deutliche Prognosefehler. Es zeigt sich, dass in der VP2, WP1 und WP Prognose aber bereits die vorgeschalteten Modellkalibrierungen jeweils erheblichen Anpassungsproblemen unterworfen sind. Ursächlich dafür sind übertrainingsbedingte Verschiebungen im individuellen Adaptationsmuster des Probanden im Zeitraum der VP2. Wie bereits in der Modell-Fit-Analyse (vgl. Kapitel 9.2.2) diskutiert, konnte zeitlich analog anhand sportmedizinischer Daten ein akuter Eisenmangel dokumentiert werden.

Insbesondere in der VP2 (TRIMP) Prognose bereiten auch die, verglichen mit dem Kalibrierungszeitraum (VP1), hohen Trainingsloads im Prognosezeitraum erhebliche simulative Probleme. Die in der PerPot-Simulationssoftware implementierte Kalibrie-

⁴¹ Prognose der WP2: $MAPE = 18,12\%$ (ohne TLR); $MAPE = \sim 6\%$ (mit weiter optimierter TLR).

rungsfunktion Trainingsload-Reserve bietet hier die Möglichkeit, derartige Phänomene zu berücksichtigen. Im dargelegten Fall wurde, entsprechend der studienintern festgelegten Prognosekriterien (vgl. Kapitel 7.3.3), ein TLR-Wert von 43 Prozent in der Modellkalibrierung eingestellt. Die vergleichend durchgeführte Prognose ohne Trainingsload-Reserve zeigt einen Prognosefehler von 55 Prozent und einen deutlich übersteigerten Leistungseinbruch. Damit erweist sich die Verwendung einer trainingsloadorientierten Modellkalibrierung als durchaus sinnvoll. Da die Reserveeinstellungen in der Modellkalibrierung einen direkten Einfluss auf das Prognoseergebnis haben, ist die Selektion einer verlaufsoptimalen Einstellung des Reserveparameters essenziell. Bemerkenswert erscheint, dass trotz hoher zeitlicher Auflösung in der tageweisen Betrachtung sowie den adaptationsbedingten Veränderungen und den trainingsloadbedingten simulativen Problemen, auch in der Prognose ein Leistungseinbruch nachvollzogen werden kann. Bedingt durch die genannten Einschränkungen ist der strukturelle Verlauf und die Verlaufsdynamik der Modellprognose entkoppelt vom realen Leistungsverlauf. Bei testtageweiser Betrachtung konnte auf einer höheren Aggregationsebene für den identischen Datensatz verlaufsanalytisch bereits ein adäquater Leistungsverlauf in der Prognose dokumentiert werden (vgl. Peiffer & Schrot, 2010). Damit erscheint das PerPot grundsätzlich in der Lage, Übertrainingszustände simulativ abzubilden und auch in der Modellprognose, unter Berücksichtigung modellimplizit einschränkender Rahmenbedingungen, Leistungsverläufe anhand des zugrunde liegenden Trainingsloads zu antizipieren.

Für den *Leistungsoutput im AOST* ergeben sich in den Prognosen der WP1, WP2 und WP meist gute Anpassungen an den originären Leistungsverlauf. Einzig die Prognose der WP2 (TRIMP) bereitet aufgrund kapazitiver Probleme einige Probleme. Da diesbezüglich im Prognosezeitraum keine höheren Trainingsloads, als in der Kalibrierungsphase, auftraten, wurde in der Modellkalibrierung manuell keine Trainingsload-Reserve eingestellt. Die hohe Dichte mittlerer Trainingsloads in der WP2 (TRIMP) erweist sich allerdings kritisch und löst Überlaufsituation im SP aus.

Die Modellprognose der VP2 zeigt hingegen deutliche Abweichungen von den Realdaten und für beide Trainingsinputs einen zu negativen Leistungsverlauf. Gründe hierfür liegen in den Verschiebungen im individuellen Adaptationsmuster im Zeitraum der VP1 und VP2 (vgl. Kapitel 9.2.2), sodass der Einsatz fixer Verzögerungsparameter zu simulativen Differenzen führt.

9.3.3 Proband S3

Unter Verwendung des *Leistungsoutputs im RBT* zeigen sich in der Modellprognose durchgängig hohe prozentuale Prognosefehler. Auffällig ist, dass bereits die, der Prognose vorgeschaltete Modellkalibrierung deutlich fehlerbehaftet ist und auch aus verlaufsanalytischer Sicht misslingt. Gründe hierfür sind in Anlehnung an die Ergebnisse der Modell-Fit-Analyse (vgl. Kapitel 9.2.3) im vergleichsweise geringen Trainingspensum und dem unstrukturierten Trainingsprozess des Probanden zu sehen. Auch anderen Autoren (Ganter, 2010; Pfeiffer & Schrot, 2010) berichten von simulati-

ven Problemen mit dem PerPot bei leistungsschwachen Sportlern. Eine weitergehende interpretative Beurteilung der Leistungsverläufe erscheint vor diesem Hintergrund nicht sinnvoll.

Für den Einsatz des *Leistungsoutputs im AOST* bildet die Modellprognose in den betrachteten Zeiträumen nur einen allgemeinen Leistungstrend ab. Speziell kurzfristige Leistungsvariationen der Realdaten können nicht nachvollzogen werden. Insgesamt ist hier, auch aufgrund der vergleichsweise geringen testspezifischen Leistungsfähigkeit von S3, von einer vergleichsweise schwachen Verlinkung zwischen dem Trainingsload und der abgegriffenen Testleistung auszugehen. Weitergehende interpretative Ableitungen in Bezug auf die Güte der PerPot-Modellprognose erscheinen daher nicht angebracht.

9.3.4 Proband S4

Die Modellprognose zeigt insbesondere für die Trainingsperioden WP1 und WP größere Abweichungen. Anhand der Erkenntnisse zur Modellanpassung (vgl. Kapitel 9.2.4) ist diesbezüglich zu konstatieren, dass im Übergang von der VP2 zur WP1 Verschiebungen im individuellen Adaptationsmuster des Probanden vorliegen. Damit wird deutlich, dass die Kalibrierungs- und Prognosezeiträume auf unterschiedlichen Adaptationsgegebenheiten beruhen und mit fixen Verzögerungsparametern nicht hinreichend abgebildet werden können. Auch die Prognosen der VP2 (TRIMP & kJ) werden von den adaptiven Veränderungen beeinflusst. Zwar liegen hier jeweils relative stabile Modellkalibrierungen vor und auch die Modellprognose gelingt phasenweise zufriedenstellend, jedoch zeigen sich im Prognosezeitraum, zum Zeitpunkt des Trainingslagers, simulative Probleme. Insbesondere bei Verwendung des Trainingsinputs Trainingsbelastung kommt es infolge der hohen Trainingsloads zu deutlichen Prognosefehlern. Im Kontext der Prognosen WP1 und WP zeigt sich, bedingt durch eine Trainingspause am Ende der WP1, ein weiteres simulatives Problem (modellinterne Entleerung der Potentiale). Dieses Phänomen wurde bereits in der Modell-Fit-Analyse analog dokumentiert (vgl. Kapitel 9.2.4).

9.3.5 Proband S5

Die Analyse der Prognoseergebnisse zeigt insgesamt befriedigende bis gute Prognoseleistungen. Lediglich für den Zeitraum der VP2 gelingt es nicht, den realen Leistungsverlauf abzubilden. Ursächlich dafür erscheinen Veränderungen im individuellen Adaptationsmuster des Probanden im Zeitraum des Trainingslagers. Diese Vermutung wird auch durch die Erkenntnisse aus der Modell-Fit-Analyse (vgl. Kapitel 9.2.5) untermauert, da hier, gemessen am Quotienten DS/DR, entsprechende Veränderungen dokumentiert wurden. Bemerkenswert ist diesbezüglich insbesondere die gute Prognose für den Zeitraum der WP, da im grundlegenden Kalibrierungszeitraum (VP) analog Anpassungsprobleme vorliegen.

Für die Prognose der WP2 (TRIMP) ergeben sich simulativ Überlaufsituationen im SP, wodurch phasenweise Leistungseinbrüche resultieren. Da in den betreffenden Zeiträumen meist keine Referenzleistungen vorliegen, kann die Stichhaltigkeit der Überlastungszustände nicht belegt werden. Grundsätzlich erscheinen die negativen Leistungsvariationen, gemessen am realen Leistungsverlauf im Untersuchungszeitraum, jedoch deutlich überzeichnet.

9.3.6 Proband S6

Im Kontext der durchgeführten Modellprognosen ist für S6 festzuhalten, dass, bedingt durch die vierwöchige Trainingspause in der VP2, erhöhte Anforderungen an das PerPot-Instrumentarium gestellt wurden. Wie bereits im Rahmen der Modell-Fit-Analyse dokumentiert (vgl. Kapitel 9.2.6), ergeben sich hieraus diverse simulative Problemfelder. Vor diesem Hintergrund kann die Prognose der WP2 und WP für beide Trainingsinputs als durchaus gelungen dokumentiert werden. Bezogen auf Einzelwerte und die Richtung der Leistungsentwicklung sind phasenweise Differenzen sichtbar, jedoch fallen die Abweichungen, gemessen an der Dauer des Beobachtungszeitraums, insgesamt moderat aus. Die durchgeführten periodenbezogenen Prognosen liefern somit insgesamt zufriedenstellende Ergebnisse.

9.3.7 Proband S7

Anhand der Modell-Fit-Analyse (vgl. Kapitel 9.2.7) konnten für S7 keine gravierenden Veränderungen im Adaptationsmuster über den Untersuchungszeitraum festgestellt werden. Auch bei der Modellprognose ergeben sich in allen betrachteten Fällen stabile Modellkalibrierungen und gute Prognoseergebnisse. Die verlaufsanalytische Betrachtung zeigt für die VP2 Prognose eine gute Abbildung der Leistungsdynamik, während bei der Prognose der WP1 und WP jeweils primär ein allgemeiner Leistungstrend nachvollzogen werden kann. Individuelle tagesbezogene Leistungsschwankungen können hier nicht abgebildet werden. Insgesamt ergeben sich für S7, auf der Basis einer stabilen Modellkalibrierung, gute Ergebnisse in der Modellprognose. Diese sind insbesondere für den Trainingsinput TRIMP bemerkenswert, da bei der Prognose der VP2, WP1 und WP im Prognosezeitraum jeweils deutlich höhere maximale Trainingsloads als im Kalibrierungszeitraum vorlagen. Anhand der eingangs beschriebenen Berechnung (vgl. Kapitel 7.3.3) wurden deshalb bei der zugrunde liegenden Modellkalibrierung die entsprechenden prozentualen Werte (13; 35; 35) für die Trainingsload-Reserve eingestellt.

9.3.8 Globale Betrachtung

Die Analyse der Modellprognosen zeigt, gemessen am mittleren prozentualen Prognosefehler (MAPE) in den betrachteten Prognosezeiträumen, für Studie 1 Werte von 5,48 bis 17,69 Prozent (Input TRIMP; Output RBT) und für Studie 2 von 1,76 bis

7,81 Prozent (Input TRIMP; Output RBT bzw. TTT). Damit liegen die Prognoseergebnisse aus Studie 2 im Bereich der von Ferger (2010) dokumentierten mittleren prozentualen Abweichungen von 3,54 bzw. 6,36 Prozent, für einen 30 bzw. 65 Tage Prognosezeitraum. Pfeiffer und Schrot (2010) konnten, analog zu Studie 1, für längere Prognosezeiträume ebenfalls teils deutliche Prognosefehler dokumentieren, attestieren aber aus verlaufsanalytischer Perspektive durchaus akzeptable Ergebnisse. Die visuelle Inspektion der eigenen Prognoseergebnisse zeigt einerseits teils gute Anpassungen an den Verlauf der realen Leistungsdaten, andererseits aber auch teils deutliche Abweichungen und strukturell sowie verlaufsdynamisch differierende Leistungskurven.

Ein zentrales Problem im Kontext prospektiver Leistungsanalysen ist die Unterstellung gewisser systeminterner Annahmen im Zuge der Modellkalibrierung. So erweist sich, bezogen auf das vorliegende PerPot (Version 1.9), insbesondere die Annahme fixer Verzögerungsparameter als teilweise kritisch. Die eigenen Untersuchungen zeigen, dass es trainingsperiodenbezogen bei zahlreichen Probanden, gemessen am Quotienten DS/DR, zu simulativ bestimmten zeitlichen Veränderungen in Zusammenhang zwischen Trainingsinput und Leistungsoutput kommt. Diese Veränderungen in der Adaptationschronologie des Probanden sind in diesem Kontext ursächlich für simulative Probleme in der Modellkalibrierung und der Modellprognose. Zeigen sich bereits im Kalibrierungszeitraum erhebliche Anpassungsprobleme an die Realdaten, so ergeben sich auch in der Modellprognose unbefriedigende Leistungsverläufe. Aus modelltheoretischer Sicht sind daher die Betrachtungszeiträume zeitlich zu limitieren. In Bezug auf das FF berichtet Banister (1991) von maximal 60 bis 90 Tagen für zeitinvariante Modellparameter. In der eigenen Untersuchung wurde, bezogen auf die Einzelperioden, diese Zeitspanne eingehalten. Die Unterteilung der Trainingsperioden erfolgte anhand der Trainingsvorgaben der Probanden und beruhte auf trainingsmethodischen und trainingsstrukturellen Aspekten. Im Kontext der eigenen Untersuchung zeigte sich diese zeitliche Untergliederung in Einzelfällen jedoch nicht ausreichend, um adaptationsbedingte Simulationsprobleme zu minimieren. Betrachtet man sowohl leistungsstrukturelle Veränderungen in den Originaldaten, als auch trainingsperiodenbezogene Variationen in den DS/DR-Werten, so zeigen sich bei verschiedenen Probanden simulative Problemfelder im Zeitraum des Umfangtrainingslagers zu Saisonbeginn (VP2) und im Kontext mit trainingsmethodischen bzw. trainingsstrukturellen Umstellungen. Eine weitergehende individuelle Berücksichtigung dieser Ereignisse bei der Festlegung simulativer Betrachtungszeiträume scheint, vor dem Hintergrund der Studienergebnisse, für künftige Untersuchungen angebracht.

In der trainingspraktischen Anwendung der Modellprognose ergaben sich insbesondere für hohe Trainingsloads im Prognosezeitraum Probleme, sofern im zugrunde liegenden Kalibrierungszeitraum geringere maximale Trainingsloads vorlagen. Ursächlich dafür sind die Normierungen in der Modellkalibrierung. Treten unerwartet hohe Trainingsloads in der Modellprognose auf, so führen diese zu Kapazitätsproblemen und folglich zu Überlaufsituationen im SP. Die in der PerPot-Simulations-

software (Version 1.9) implementierte Kalibrierungsoption Trainingsload-Reserve ermöglicht es, für prospektive Trainingsloads kapazitive Puffer frei zu halten. Anhand der Prognoseergebnisse kann diese Funktion als durchweg positiv bewertet werden. Für künftige Untersuchungen gilt es jedoch, diesbezüglich verlaufsoptimale Einstellungskriterien für die Modellkalibrierung zu definieren.

Analog zur Modell-Fit-Analyse (vgl. Kapitel 9.2.8.2) wurde auch bei der Analyse der Modellprognose der Einfluss der beiden Inputalternativen Trainingsbeanspruchung und Trainingsbelastung auf die Simulationsergebnisse untersucht. Grundsätzlich ist auch hier zwischen den eingesetzten Testverfahren zur Bestimmung des Leistungsausputs zu unterscheiden. Betrachtet man die Prognoseergebnisse für den Leistungsausput im RBT und TTT, so ergeben sich für die Probanden S2, S3, S4 und S7 tendenzielle Vorteile zugunsten des beanspruchungsbasierten Trainingsinputs, während bei den Probanden S1, S5 und S6 der belastungsbasierte Trainingsinput in der Summe bessere Ergebnisse liefert. Für den Leistungsausput im AOST (Studie 1) zeigen sich bei den Probanden S2 und S3 etwas bessere Prognoseergebnisse unter Verwendung des belastungsbasierten Trainingsinputs und für Proband S2 beim beanspruchungsbasierten Trainingsinput. Damit können aus qualitativer Sicht die Erkenntnisse der Modell-Fit-Analyse auch im Rahmen der Modellprognose in Bezug auf den Trainingsinput bestätigt werden⁴². Mögliche Abweichungen und simulative Ungenauigkeiten zum interpretativen Ansatz können sich im Rahmen der Modellprognose aus den eingesetzten differierenden TLR-Einstellungen ergeben, da diese Modelleinstellung in der Modellkalibrierung einen elementaren Einfluss auf die Prognoseergebnisse haben.

Zusammenfassend bleibt zu konstatieren, dass zahlreiche Modellprognosen aufgrund der oben genannten Problemfelder deutliche fehlerbehaftet waren. Dennoch konnten mit dem PerPot grundlegende Leistungscharakteristika abgebildet werden. Vernachlässigt man insbesondere adaptionsbedingte Modellfehler und berücksichtigt nur Modellprognosen mit stabiler Modellkalibrierung, so gelingen teils gute bis sehr gute Abbildungen der Realdaten. Generell ist allerdings zu konstatieren, dass auch in diesen Fällen primär ein allgemeiner Leistungstrend abgebildet wird und tagessbezogene Schwankungen phasenweise unberücksichtigt bleiben. Grundsätzlich erscheint das PerPot damit auch im leistungssportlichen Kontext geeignet, prospektive Leistungsprognosen abzubilden. Für den trainingspraktischen Einsatz sind allerdings oben genannte einschränkende Rahmenbedingungen zu berücksichtigen. Ergänzend dazu ergibt sich aus der, im klassischen PerPot verankerten, singulären Inputvariable für den Trainingsload ein anwendungsbezogenes Problemfeld. Insbesondere Rückinterpretationen aus den Erkenntnissen von Modellprognosen sowie die Auswirkungen differierender Belastungsnormative in der Trainingsplanung bleiben unberücksichtigt. Hier gilt es für künftige Modellapplikationen entsprechende Lösungsansätze zu erarbeiten.

⁴² Zur Vermeidung von Dopplungen sei auf die weiteren Ausführungen in Kapitel 9.2.8.2 verwiesen.

10 Zusammenfassung und Ausblick

Im Folgenden werden in einem ersten Schritt die zentralen Themen der vorliegenden Arbeit kurz zusammengefasst. In einem zweiten Schritt werden anhand der Studien-erkenntnisse Implikationen für die trainingswissenschaftliche Forschung abgeleitet und trainingspraktische Anwendungsfelder thematisiert.

10.1 Zusammenfassung

Im Hinblick auf die Optimierung der Trainingssteuerung im Straßenradsport kommt der fundierten Trainingswirkungsanalyse eine elementare Bedeutung zu. Eine zentrale Problemstellung trainingswissenschaftlicher Forschung in diesem Themengebiet ist die Abbildung und funktionale Beschreibung der Zusammenhänge zwischen sportlichem Training und den resultierenden trainingsinduzierten Veränderungen der individuellen Leistungsfähigkeit. Wesentliche Problemfelder ergeben sich dabei aus der Komplexität des Trainingsprozesses, der Individualität der Adaptationsreaktionen und der zeitlichen Dynamik der komplex ablaufenden Prozesse. Zur Klärung dieser Zusammenhänge wurden diverse reduktionistische und globale (abstrahierende) trainingswissenschaftliche Modelle erarbeitet. Auf reduktionistischer Ebene wurden, im Kontext trainingsinduzierter physiologischer Adaptationsprozesse, verschiedene trainingswissenschaftliche Adaptationsmodelle (vgl. Kapitel 3.3) abgeleitet. Problemfelder dieser Modellvorstellungen ergeben sich im allgemeinen Übertrag der Adaptationstheorien auf globale Trainingseffekte. Demgegenüber wurden verschiedene abstrahierende Modelltheorien im Kontext der Trainings- und Leistungssteuerung erarbeitet. Insbesondere neuere Modellvorstellungen aus dem Bereich nicht linearer Systemtheorien, wie der synergetische Ansatz (Hohmann et al., 2007, 174ff.), liefern hier vielversprechende theoretische Grundlagen. Interessante Lösungsansätze im Bereich der Trainingswirkungsanalyse konnten zuletzt anhand sportinformatischer Simulationsmodelle erzielt werden. Im Kontext mit physiologisch begründeten Leistungsveränderungen wurden hier vor allem die antagonistischen Modelle FF und PerPot verstärkt diskutiert und im Rahmen trainingswissenschaftlicher Studien eingesetzt.

Zielsetzung dieser Arbeit war es, das PerPot-Instrumentarium in der trainingspraktischen Anwendung im Straßenradsport hinsichtlich der Fähigkeit zur Optimierung der Trainingssteuerung zu überprüfen. Hierzu wurde das PerPot im Kontext mit dem antagonistischen FF vergleichend beschrieben und diskutiert (theoretischer Teil). Anschließend wurde das PerPot anhand einer eigenen Forschung im trainingspraktischen Einsatz, hinsichtlich der zentralen Fragestellungen dieser Arbeit, analysiert (empirischer Teil). Untersucht wurde in diesem Zusammenhang: (1) die Modellstabilität in Bezug auf Variationen in der Datenreihe des Leistungsoutputs, (2) die Modellanpassung unter Verwendung der Inputalternativen Trainingsbeanspruchung und Trainingsbelastung und (3) die Modellprognose trainingsperiodenbezogener Zeiträume. Vor dem Hintergrund der Übertragbarkeit in die Trainingspraxis wurde

forschungsmethodisch ein Zugang im Bereich des Leistungssports gewählt und der saisonale Trainingsaufbau (chronische Trainingsreize) abgebildet. Zudem wurde der zugrunde liegende Trainingsprozess anhand der individuellen Trainingsperiodisierung der Probanden strukturiert.

Die literaturanalytische Betrachtung der beiden antagonistischen Modelle FF und PerPot dokumentiert ein insgesamt hohes Forschungsinteresse in den letzten Jahren. Im direkten Vergleich der Modelle ergeben sich hinsichtlich der Modellstabilität, der Modellanpassung und der Modellprognose Vorteile zugunsten des PerPot. Diese lassen sich anhand der modellimpliziten Systemdynamik des PerPot erklären. Während das FF in der Simulation und Prognose ebenfalls teils befriedigende Ergebnisse liefert, wird insbesondere die Instabilität der Modellparameter von verschiedenen Autoren kritisch betrachtet. Im Gegensatz dazu wird dem PerPot eine gute Stabilität der Modellparameter bescheinigt und die grundsätzliche Eignung zum Einsatz in der Trainingswirkungsanalyse zugesprochen. In der eigenen empirischen Untersuchung wurde daher ausschließlich das PerPot zur Simulation des zeitabhängigen Zusammenhangs zwischen Training und Leistungsentwicklung eingesetzt.

Die empirische Untersuchung gliederte sich in zwei unabhängige und zeitlich aufeinanderfolgende Studien. Die Studie 1 wurde mit drei Straßenradsportlern (2 Elite, 1 Profi) durchgeführt und umfasste einen Zeitraum von Dezember 2007 bis Juli 2008. Die Studie 2 wurde mit vier Landeskader Nachwuchsradsportlern des bayerischen Radsportverbandes durchgeführt und erstreckte sich von November 2011 bis Juli 2012. Die radspezifischen Trainingsdaten wurden fortlaufend trainingsdiagnostisch herzfrequenzbasiert (Trainingsbeanspruchung) und wattbasiert (Trainingsbelastung), über geeignete, wissenschaftlich validierte Messgeräte erfasst. Für die simulative Anwendung mit dem PerPot wurden die Herzfrequenzdaten der Trainingseinheiten in arbiträre TRIMP-Einheiten (Banister & Hamilton, 1985, 17) umgerechnet, die Leistungsdaten in Form des zeitskalierten Energieverbrauchs in kJ erfasst und beide Inputvarianten abschließend trainingstageweise aggregiert. Parallel dazu wurden fortlaufend leistungsdiagnostische Daten erhoben. Zielstellung war es, eine möglichst minimalinvasive Testapplikation mit hoher Messdichte zu realisieren. Insgesamt kamen vier differierende Testverfahren zum Einsatz. In Studie 1 wurde bei allen Probanden der AOST sowie der RBT durchgeführt, während in Studie 2 bei jeweils zwei Probanden der RBT bzw. der TTT zum Einsatz kam.

Die Ergebnisse der durchgeführten Studien lassen sich hinsichtlich den drei zentralen Fragestellungen dieser Arbeit differenzieren. Anhand der *Stabilitätsanalyse* konnte gezeigt werden, dass die PerPot-Simulationen, gemessen am Modell-Fit (MAPE) und dem Quotienten DS/DR, robust gegenüber Variationen der Datenreihe des Leistungsoutputs sind. Bemerkenswert erscheinen die Ergebnisse insbesondere vor dem Hintergrund der hohen Ausschlussrate (nur gerade versus nur ungerade Testleistungen) in der Datenreihe des Leistungsoutputs in den Vergleichssimulationen. Die individuellen Ausprägungen der Verzögerungsparameter DS bzw. DR weisen jedoch teils hohe Streuungen in der Stabilitätsprüfung auf, sodass zeitliche Trainingsableitungen anhand der Einzelparameter nicht sinnvoll erscheinen. Eine

weitergehende, im Rahmen der Modell-Fit-Analyse durchgeführte Stabilitätsanalyse in Abhängigkeit der beiden Inputalternativen, Trainingsbeanspruchung und Trainingsbelastung, bestätigte auch in Bezug auf Variationen im Trainingsinput ein robustes PerPot-Modellverhalten. Insbesondere für das Verhältnis der Verzögerungsparameter (DS/DR) konnte eine hohe Stabilität nachgewiesen werden. Auch die Verzögerungsparameter DS und DR zeigten sich vergleichsweise robust gegenüber Variationen der Datenreihe des Trainingsinputs. Insgesamt konnten aber auch hier punktuelle Differenzen in der Parameterkonfiguration festgestellt werden, sodass die interpretativen Einschränkungen in Bezug auf die zeitliche Ausprägung der Verzögerungsparameter DS und DR analog zur Stabilitätsanalyse des Leistungsausgangs gelten. Die individuelle Variabilität der Verzögerungsparameter DS und DR ist im simulationsbasierten Kalibrierungsverfahren des PerPot begründet. Die simulativ erzeugte iterative Modelllösung basiert auf einer optimalen Näherung der Modellkomponenten⁴³, vor dem Hintergrund einer Best-Fit Modellanpassung der Simulationsdaten an die Realdaten. Gemessen am Modell-Fit existieren hier verschiedene, nahezu identische Modelllösungen mit differierenden Settings der Modellkomponenten. Dies führt dazu, dass das PerPot, bezogen auf einen Input-Output-Datensatz einerseits ein mathematisch streng deterministisches Modellverhalten aufweist, andererseits aber kleine Variationen der Datenreihen entsprechende Modifikationen in den Verzögerungsparametern DS und DR auslösen können.

Zur Prüfung der Güte der *Modellanpassung* (Modell-Fit-Analyse) wurden PerPot-Simulationen für die individuellen Trainingsperioden sowie die übergeordneten Teilperioden (VP bzw. WP) und den Gesamtzeitraum durchgeführt. Die Analyse der Modellanpassungen erfolgte anhand dem Simulationsfehler (*MAPE*) und dem Zusammenhangsmaß *ICC* sowie der verlaufsanalytischen Betrachtung. Die Simulationsergebnisse zeigen diverse Problemfelder im Bereich der Trainingswirkungsanalyse mit dem PerPot und offenbaren teils deutliche Abweichungen in den simulierten Leistungsverläufen. Ursächlich dafür waren in erster Linie trainingsperiodenbezogene Verschiebungen im Zusammenhang zwischen Trainingsinput und Leistungsausgang, welche anhand der trainingsperiodenbezogenen Variationen in den DS/DR-Werten gezeigt werden konnten. Aufgrund der zeitinvarianten Konfiguration der Modellparameter im klassischen PerPot führen adaptive Verschiebungen im Zusammenhang zwischen Trainingsinput und Leistungsausgang zu modellbedingten Simulationsfehlern. In Einzelfällen konnten weitere simulative Fehlerquellen im Zusammenhang mit kurzen Trainingspausen (Leerlauf der Potentiale) sowie dem Kalibrierungszeitraum vorgelagerten, in der Kalibrierung unberücksichtigten, Trainingslasten gezeigt werden. Während erstgenannter Fall nur über Veränderungen in den Modellannahmen zu beeinflussen wäre, kann zweitgenannter Fall durch eine gezielte Selektion des Kalibrierungszeitraums umgangen werden. In der trainingspraktischen Anwendung empfiehlt es sich daher, den Startzeitpunkt der Kalibrierung mit dem Ende belastungsreduzierter Trainingswochen zu synchronisieren.

⁴³ DS und DR sowie Normierungsfaktoren für Trainingsinput und Leistungsausgang

Die Beurteilung der Güte der Modellanpassung erfolgte aufgrund testspezifischer Besonderheiten gemeinsam für den RBT und TTT sowie getrennt für den AOST. Aufgrund der genannten adaptiven Problematik zeigten sich anhand des *MAPE*, bei Verwendung des Leistungsoutputs im RBT und TTT, in den Simulationen der Einzelperioden meist bessere Werte, als bei globaler Betrachtung. Die Analyse der Intra-Class-Korrelationen liefert für die Einzelperioden, mit Ausnahme von sechs Simulationen, akzeptable bis gute Anpassungen ($ICC > 0.50$). Schließt man die oben genannten Problemfelder aus, so zeigen sich auch aus verlaufsanalytischer Sicht meist gute Übereinstimmungen mit den Realdaten. Einzig bei Proband S3 gelingt es in allen Simulationen nicht, den Leistungsverlauf strukturell nachzuvollziehen. Ursächlich erscheint hier, wie bereits in vergleichbaren Studien dokumentiert (Ganter, 2010; Pfeifer & Schrot, 2010), das im studieninternen Vergleich geringe Trainingspensum sowie das unstrukturierte Trainingsprogramm des Probanden. Bemerkenswert ist ebenfalls der Datensatz von S2, da hier simulativ anhand der Reservefunktion (Überlauffunktion) ein Übertrainingszustand mit massivem Leistungseinbruch zumindest modelltheoretisch nachvollzogen werden kann. Die Simulationen, unter Verwendung des Leistungsoutputs im AOST, lassen auf eine periodenbezogen geringe inhaltliche Verlinkung des Trainingsinputs mit dem Leistungsoutput schließen. Insbesondere in den primär durch Ausdauertraining geprägten Trainingsperioden VP1 und VP2 ergeben sich unzureichende Modellanpassungen, während in den Wettkampfperioden WP1 und WP2 meist gute Modellanpassungen erzielt wurden.

Die studienintern erzielten Simulationsergebnisse im RBT, TTT und AOST konnten auch im Kontext vorliegender Publikationen zum PerPot und FF eingeordnet und bestätigt werden. Inhaltliche Differenzen und simulative Abweichungen ergaben sich, bedingt durch das eingesetzte Testverfahren, die Probandengruppe (Sportart), die Anzahl der verfügbaren Leistungsdaten und die Dauer des Untersuchungszeitraums. Bezogen auf die eigene Untersuchung resultierte insbesondere die hohe Dichte der Referenzleistungen in Relation zur Studiendauer in einer größeren Streuung der Modellanpassungen (Problematik tagesbezogener Leistungsschwankungen).

Im Kontext der Modellsimulationen wurde auch der Einfluss der Inputalternativen, Trainingsbeanspruchung und Trainingsbelastung, auf die Simulationsergebnisse geprüft. Statistisch konnten hier zunächst keine Präferenzen zugunsten einer der Kennziffern abgeleitet werden. Die qualitative Analyse lässt jedoch die Vermutung zu, dass testspezifische Unterschiede existieren. So konnten in Bezug auf den RBT und TTT tendenziell Vorteile mit beanspruchungsbasiertem Trainingsinput festgestellt werden, während für den AOST der belastungsbasierte Trainingsinput zu etwas besseren Ergebnissen führte. Begründen lässt sich dies anhand der Fähigkeit der Inputalternativen zur Abbildung der konstituierenden adaptationsrelevanten Trainingsinhalte in Relation zum jeweiligen Testverfahren.

Die Analyse der *Modellprognose* offenbarte teils deutliche simulative Fehler. Ursächlich erwiesen sich hier in zahlreichen Fällen adaptive Probleme im Kalibrierungs- oder Prognosezeitraum. Erhebliches simulatives Fehlerpotenzial bei der Modellprog-

nose liegt im Trainingsload begründet. Treten im Prognosezeitraum höhere maximale Trainingsloads als im Kalibrierungszeitraum auf, so ergeben sich hieraus bedingte Kapazitätsprobleme (Normierung). Mit der PerPot-Funktion Trainingsload-Reserve konnten prospektive Trainingsloads in der Modellkalibrierung erfolgreich antizipiert und vergleichsweise bessere Modellanpassungen erzielt werden. Kritisch in Bezug auf ein simulatives Optimum erweist sich die Quantifikation der Trainingsload-Reserve. Hier gilt es, für künftige Studien Lösungsansätze zu erarbeiten. Generell ist auch bei Vernachlässigung oben genannter Probleme festzustellen, dass nur bei hinreichender Modellanpassung die Modellprognose gelingt. Aus verlaufsanalytischer Sicht ist festzuhalten, dass tagebezogene Leistungsvariationen oftmals nicht nachvollzogen werden können und hier nur ein allgemeiner Leistungstrend abbildbar ist.

Im Rahmen der Modellprognose wurden die beiden Inputalternativen Trainingsbeanspruchung und Trainingsbelastung vergleichend eingesetzt. Die Analyse der Prognoseergebnisse zeigte bei den Simulationen mit Leistungsoutput im RBT und TTT tendenziell bessere Ergebnisse unter Verwendung des beanspruchungsbasierten Trainingsinputs. Dagegen lieferten die Modellprognosen unter Einsatz des Leistungsoutputs im AOST mit dem belastungsbasierten Trainingsinput tendenziell bessere Werte. Damit konnten die Ergebnisse der Modell-Fit-Analyse in Bezug auf die Selektion des Trainingsinputs bekräftigt werden.

Zusammenfassend können somit abschließend folgende zentrale Untersuchungsergebnisse dieser Arbeit herausgestellt werden:

1. Die *Stabilitätsanalyse* zeigt, gemessen am Modell-Fit (*MAPE*) und dem Quotienten DS/DR, eine hohe Stabilität des PerPot gegenüber Variationen der Datenreihe des Leistungsoutputs (gerade versus ungerade Testleistungen) bzw. Trainingsinputs (Trainingsbeanspruchung versus Trainingsbelastung). Dem PerPot kann somit ein insgesamt robustes Modellverhalten bescheinigt werden. Einschränkend ist jedoch zu beachten, dass die Stabilitätsanalyse für die Einzelparameter DS bzw. DR teils erhebliche Streuungen dokumentiert und somit interpretative, trainingspraktische Ableitungen nur in Bezug auf den Quotienten DS/DR inhaltlich begründet sind.
2. Die *Modell-Fit-Analyse* zeigt für kurze Betrachtungszeiträume (Einzelperioden) insgesamt stabile Modellanpassungen. Die erzielten Simulationsergebnisse liegen hierbei im Rahmen der publizierten Ergebnisse vorliegender Studien, weisen aber aufgrund der hohen Messdichte (in Relation zur Beobachtungsdauer) erwartungsgemäß eine größere Bandbreite auf. Simulative Ungenauigkeiten konnten primär im Zusammenhang mit Verschiebungen im zeitlichen Adaptionsmuster (DS/DR) der Probanden festgestellt werden. Die den Simulationen zugrunde liegende trainingsperiodenbezogene Strukturierung des Trainingsprozesses erweist sich in Einzelfällen nicht ausreichend um adaptionsbedingte simulative Fehlerquellen (aufgrund fixer Verzögerungsparameter)

zu eliminieren. Zur weiteren Strukturierung des Trainingsprozesses innerhalb simulativer Trainingswirkungsanalysen sollten daher zudem trainingsmethodische und trainingsstrukturelle Aspekte mit einbezogen werden.

3. Die *Modell-Fit-Analyse* lässt aus qualitativer Sicht einen positiven Zusammenhang zwischen dem eingesetzten Testverfahren (Leistungsoutput) und dem zugrunde liegenden adaptionsrelevanten Trainingsinput vermuten. Bezogen auf die Inputalternativen Trainingsbelastung und Trainingsbeanspruchung konnte eine tendenziell bessere Verlinkung des RBT und TTT mit dem beanspruchungsbasierten Trainingsinput sowie des AOST mit dem belastungsbasierten Trainingsinput aufgezeigt werden, welche statistisch allerdings nicht bestätigt werden konnten. Die Analyse der Modellprognose lieferte, gemessen am Prognosefehler, hinsichtlich den beiden Inputalternativen eine vergleichbare Verlinkung mit den eingesetzten Testverfahren (Leistungsoutput) und bekräftigt damit die aufgestellten Vermutungen der Modell-Fit-Analyse.
4. Die *Analyse der Modellprognose* zeigt, dass nur bei ausreichender Modellanpassung im Kalibrierungszeitraum die Prognose gelingt. Die hohe zeitliche Auflösung der Studiendaten mit tagesaktuellen Schwankungen konnte oftmals nur im Sinne eines allgemeinen Leistungstrends abgebildet werden. Simulative Problemfelder ergeben sich auch hier aus Verschiebungen im zeitlichen Adaptionsmuster. Positiv zu bewerten ist die Implementierung der Trainingsload-Reserve-Funktion in der PerPot-Simulationssoftware zur Berücksichtigung hoher prospektiver Trainingsloads. Diesbezüglich konnte gezeigt werden, dass durch entsprechende Trainingsload-Reserve-Einstellungen im Kalibrierungszeitraum simulative Kapazitätsprobleme reduziert und damit bessere Prognoseergebnisse erzielt werden können.

Das PerPot erscheint damit auch bei leistungssportlicher Betrachtung, unter Beachtung oben genannter Limitierungen, grundsätzlich in der Lage, im Rahmen der Trainingswirkungsanalyse, flankierend mit anderen Maßnahmen, zur Optimierung der Trainingssteuerung im Straßenradsport eingesetzt zu werden. Insbesondere die gute Modellstabilität in Bezug auf Variationen der Datenreihe des Leistungsoutputs und Trainingsinputs bietet eine stabile Grundlage für eine weitergehende Modellentwicklung.

10.2 Ausblick

Ausgehend von den Erkenntnissen dieser Arbeit sollen im Folgenden Lösungsansätze für zentrale modelltheoretische und trainingspraktische Problemfelder im Kontext der PerPot-Modellanwendung abgeleitet und hieraus Anknüpfungspunkte für weitere trainingswissenschaftliche Forschungen erschlossen werden. Abschließend sollen

trainingspraktische Anwendungen einer Trainingswirkungsanalyse mit dem PerPot erörtert werden.

10.2.1 Trainingswissenschaftliche Forschung

Anhand den eigenen Untersuchungsergebnissen lassen sich, im Hinblick auf die trainingspraktische Anwendung der Trainingswirkungsanalyse mit dem PerPot, drei zentrale Problemfelder ableiten. Aus modelltheoretischer Sicht erscheint im klassischen PerPot-Modellansatz insbesondere die zeitinvariante Definition der Modellparameter sowie die Erfassung des Trainingsinputs in einer singulären Kennziffer problematisch. Ergänzend dazu erweist sich im leistungssportlichen Einsatz die fortlaufende, engmaschige Erfassung des Leistungsoutputs als schwierig (vgl. auch Pfeiffer & Schrot, 2014):

1) Zeitliche Veränderungen in der Adaptationschronologie

Im PerPot werden unabhängig von der Dauer des Betrachtungszeitraums konstante Verzögerungsparameter in der Simulation unterstellt. Die Untersuchungsergebnisse zeigen, dass diese Annahme im trainingspraktischen Einsatz auch bei trainingsperiodischer Strukturierung des Trainingsprozesses aufgrund adaptiver Veränderungen zu teils simulativen Problemen führt.

2) Singuläre Erfassung des Trainingsinputs

Im PerPot wird der Trainingsinput in einer singulären Kennziffer erfasst. Dies hat zur Folge, dass trainingsmethodische Inhalte simulativ unberücksichtigt bleiben und keine Rückschlüsse hinsichtlich der eingesetzten Belastungsnormative möglich sind (vgl. Hellard et al., 2006). Aus trainingspraktischer Sicht erscheinen hier Trainingsumfang und Trainingsintensität von besonderem Interesse. Speziell in Bezug auf Erholungs- und Anpassungsprozesse nach sportlicher Belastung bieten diese beiden Komponenten weiteres Klärungspotenzial.

3) Fortlaufende engmaschige Erfassung des Leistungsoutputs

Im Rahmen der Modellkalibrierung des PerPot werden fortlaufende Informationen zur individuellen Leistungsentwicklung benötigt. Speziell im leistungssportlichen Umfeld ergeben sich hieraus Probleme zwischen einer hohen Anzahl serieller Leistungsmessungen und einem möglichst minimalinvasiven Eingriff in den Trainingsprozess.

Einen Lösungsansatz für die beiden erstgenannten, modelltheoretischen Problemfelder haben Perl und Pfeiffer (2011) mit dem Performance-Potential-Double-Model (PerPot-DoMo) auf konzeptioneller Ebene geliefert. Dieser neue Modellansatz bietet

die Möglichkeit, zwei Inputvariablen modellseitig zu verarbeiten. Realisiert wird dies durch zwei parallel eingesetzte PerPot-Modelle, sodass jede Inputvariable durch ein PerPot repräsentiert wird. Vor dem Hintergrund der Ergebnisse der studienintern durchgeführten PerPot-Stabilitätsprüfung ist auch diesbezüglich von einem stabilen Modellverhalten auszugehen. Auf der Grundlage dieses vielversprechenden Ansatzes konnten Pfeiffer und Schrot (2014) einen ersten Modellentwurf zur Trainingswirkungsanalyse im Straßenradsport ableiten. Das resultierende PerPot-DoMo berücksichtigt dabei einerseits die getrennte Erfassung der zwei Trainingsinputs Trainingsumfang und Trainingsintensität (jeweils mit einem PerPot) sowie eine dynamische Steuerung der Verzögerungsparameter durch die Flüsse des jeweils anderen Outputs. Erste Simulationen mit dem PerPot-DoMo zeigten vielversprechende Ergebnisse. So konnten in Bezug auf die Modellanpassung für längere Beobachtungszeiträume Vorteile zum klassischen PerPot dokumentiert werden. Auch in der Modellprognose wirkte sich die dynamische Steuerung der Modellparameter positiv auf die Ergebnisse aus, sodass trainingsmethodische Einflüsse auf das Adaptationsgeschehen eliminiert werden konnten. Im Hinblick auf die Optimierung der Trainingssteuerung im Straßenradsport bietet die Weiterentwicklung des PerPot-DoMo erste Lösungsansätze, um die im klassischen PerPot bestehenden Problemfelder zu minimieren.

Einen möglichen Ansatzpunkt für die im Leistungssport vorherrschende Problematik, zur engmaschigen Erfassung relevanter Leistungsdaten, bieten leistungsorientierte Auswertungen von Wettkampfdaten (vgl. Allen & Coggan, 2010, 99ff.). Vor dem Hintergrund der hohen Wettkampfdichte im Straßenradsport ist speziell in der Wettkampfperiode von einer ausreichenden Anzahl an Referenzleistungen auszugehen, sodass keine zusätzlichen leistungsdiagnostischen Eingriffe durchgeführt werden müssen. Lediglich in der wettkampffreien Zeit sind zusätzliche Testinterventionen zu applizieren. Über eine geeignete Auswertungssoftware lassen sich die erhobenen Wettkampf-/Testdaten in einer Critical-Power-Analyse in zeitabhängige Bestwerte (z. B. 5-Minuten-Maximalleistung) zerlegen. Entsprechend der individuellen Zielstellung können hierdurch die gewünschten Referenzleistungen für beliebige Zeitspannen selektiert und fortlaufend dokumentiert werden. Der Vorteil dieser Methode liegt in der einfachen Erfassung des Leistungsoutputs und der hohen inhaltlichen Validität der Wettkampfdaten. Um aussagekräftige Ergebnisse zu erzielen ist lediglich sicherzustellen, dass in den grundlegenden Wettkampfdaten auch All-Out-Leistungen entsprechender Länge existieren. Für künftige praxisorientierte Untersuchungen gilt es, diese nicht standardisierte Erfassung des Leistungsoutputs zunächst hinreichend zu überprüfen und im Rahmen trainingswissenschaftlicher Studien vergleichend zu betrachten.

10.2.2 *Trainingspraktische Anwendung*

Aus trainingspraktischer Sicht bieten simulative Trainingswirkungsmodelle neue Möglichkeiten zur Optimierung der Trainingssteuerung im Straßenradsport. Anhand der

vorliegenden Untersuchungsergebnisse kann hierfür insbesondere dem PerPot eine grundsätzliche Eignung zugeschrieben werden. Positiv erweist sich in diesem Zusammenhang die bereits vorliegende softwareseitige Umsetzung der PerPot-Simulationsumgebung. Damit geht das PerPot über rein theoretische bzw. mathematische Formulierungen vergleichbarer Ansätze hinaus und bietet auch für trainingspraktische Einsatzszenarien erste Lösungsansätze. Die Systemoffenheit des PerPot-Modellansatzes bietet zudem die Möglichkeit zur Adaptation des Modells auf unterschiedliche Problemfelder.

In der trainingspraktischen Anwendung erscheint die simulative Trainingswirkungsanalyse mit dem PerPot interessant zur Überprüfung individueller Zusammenhänge im Adaptationsgeschehen sowie zur Optimierung der Trainingsplanung. Für letztgenannten Anwendungsbereich bieten prognostische Simulationen die Möglichkeit, revidierende Eingriffe vorzunehmen und Leistungsentwicklungen zu antizipieren. Damit eröffnen sich gerade im Straßenradsport, der im professionellen Bereich durch große Belastungsumfänge und damit verbundene zeitliche Restriktionen im Trainingsvollzug geprägt ist, neue Perspektiven zur Überprüfung und Selektion leistungsoptimaler Trainingsloads. Die zuletzt im PerPot-DoMo implementierte Trennung zwischen Trainingsumfang und Trainingsintensität offeriert zudem die Möglichkeit zur strukturellen trainingsmethodischen Rückinterpretation simulativer Ergebnisse. Ebenso ist zu erwarten, dass die differenzierte Erfassung des Trainingsinputs auch in den simulativen Ergebnissen vertiefende Einblicke in das individuelle Adaptationsgeschehen zulässt.

Das PerPot-Instrumentarium wurde bisher vorwiegend im Kontext trainingswissenschaftlicher Studien eingesetzt. Ein Theorietransfer auf trainingspraktische Einsatzgebiete im Straßenradsport wurde bisher nur forschungsbedingt vollzogen. Prospektive Forschungsvorhaben sollten sich daher aus trainingspraktischer Sicht, neben den Themengebieten der Modellentwicklung und Modellvalidierung, auch an Konzepten zur anwendungsorientierten Umsetzung der Trainingswirkungsanalyse ausrichten. Speziell die Erfassung von Trainingsdaten ist im Straßenradsport aufgrund des einfachen messtechnischen Zugangs über diverse kommerzielle Leistungs- und Herzfrequenzmesssysteme möglich. In Kombination mit wettkampfbasierten Leistungsdaten und computergestützten Trainingsanalyse-Tools ergeben sich Möglichkeiten, die PerPot-Analysesoftware einem breiteren Publikum zugänglich zu machen.

11 Literatur

- Abbiss, C. R., Menaspà, P., Villerius, V. & Martin, D. T. (2013). Distribution of power output when establishing a breakaway in cycling. *International Journal of Sports Physiology and performance*, 8 (4), 452–455.
- Aisbett, B., Le Rossignol, P., McConell, G. K., Abbiss, C. R. & Snow, R. (2009a). Effects of starting strategy on 5-min cycling time-trial performance. *Journal of Sports Sciences*, 27 (11), 1201–1209.
- Aisbett, B., Le Rossignol, P., McConell, G. K., Abbiss, C. R. & Snow, R. (2009b). Influence of all-out and fast start on 5-min cycling time trial performance. *Medicine and Science in Sports and Exercise*, 41 (10), 1965–1971.
- Ali, M. A. (1987). Effect of sample size on the size of the coefficient of determination in simple linear regression. *Journal of Information and Optimization Sciences*, 8 (2), 209–219.
- Allen, H. & Coggan, A. (2010). *Training and racing with a power meter*. Boulder: VeloPress.
- Armstrong, J. S. & Collopy, F. (1992). Error measures for generalizing about forecasting methods: Empirical comparisons. *International Journal of Forecasting*, 8 (1), 69–80.
- Atkinson, G., Peacock, O., Gibson, A. & Tucker, R. (2007). Distribution of Power Output During Cycling. *Sports Medicine*, 37 (8), 647–667.
- Avalos, M., Hellard, P. & Chatard, J.-C. (2003). Modeling the Training-Performance Relationship Using a Mixed Model in elite Swimmers. *Medicine and Science in Sports and Exercise*, 35 (5), 838–846.
- Bachl, N. (1985). Grundlagen der Trainingslehre. In A. Aigner (Hrsg.), *Sportmedizin in der Praxis* (S. 354–386). Wien: Hollinek.
- Balagué, N. & Torrents, C. (2005). Thinking before Computing: Changing Approaches in Sports Performance [Electronic Version]. *International Journal of Computer Science in Sport*, 4 (2), 5–13.
- Ballreich, R. & Kuhlow, A. (1975). Trainingswissenschaft – Darstellung und Begründung einer Forschungs- und Lehrkonzeption. *Sportwissenschaft*, 5 (2), 95–103.
- Balmer, J., Davison, R. C. & Bird, S. R. (2000). Peak power predicts performance power during an outdoor 16.1-km cycling time trial. *Medicine and Science in Sports and Exercise*, 32 (8), 1485–1490.
- Banister, E. W. (1991). Modeling Elite Athletic Performance. In J. D. MacDougall, H. W. Wenger & H. J. Green (Eds.), *Physiological Testing of the High-Performance Athlete* (pp. 403–425). Champaign: Human Kinetics.

- Banister, E. W. & Calvert, T. W. (1980). Planning for Future Performance: Implications for Long Term Training. *Canadian Journal of Applied Sport Sciences*, 5, 170–176.
- Banister, E. W., Calvert, T. W., Savage, M. V. & Bach, T. M. (1975). A system model of training for athletic performance. *Australian Journal of Sports Medicine*, 7 (3), 57–61.
- Banister, E. W., Carter, J. B. & Zarkadas P. C. (1999). Training theory and taper: validation in triathlon athletes. *European Journal of Applied Physiology and Occupational Physiology*, 79 (2), 182–191.
- Banister, E. W., Good, P., Holman, G. & Hamilton, C. L. (1986). Modeling the training response in athletes. In D. M. Landers (Ed.), 1984 *Olympic Scientific Congress proceedings. Volume 3: Sport and elite performers* (pp. 7–23). Champaign: Human Kinetics.
- Banister, E. W. & Hamilton, C. L. (1985). Variations in iron status with fatigue modelled from training in female distance runners. *European Journal of Applied Physiology and Occupational Physiology*, 54 (1), 16–23.
- Banister, E. W., Morton, R. H. & Fitz-Clarke, J. (1992). Dose/Response Effects of Exercise Modeled from Training. Physical and Biochemical Measures. *The Annals of physiological anthropology*, 11 (3), 345–356.
- Banister, E. W. & Wenger, H. A. (1982). Monitoring training. In J. D. MacDougall, H. A. Wenger & H. J. Green (Eds.), *Physiological testing of the elite athlete* (pp. 163–170). Ithaca: Movement Publications.
- Baron, R. (2004). Der Power Index: Eine neue Perspektive in der Leistungsdiagnostik des Mountainbikings. *Österreichisches Journal für Sportmedizin*, 22 (2), 19–31.
- Bayati, M., Farzad, B., Gharakhanlou, R. & Agha-Alinejad, H. (2011). A practical model of low-volume high-intensity interval training induces performance and metabolic adaptations that resemble 'all-out' sprint interval training. *Journal of Sports Science and Medicine*, 10 (3), 571–576.
- Bernard, T., Giacomoni, M., Gavarry, O., Seymat, M. & Falgairette, G. (1997). Time-of-day effects in maximal anaerobic leg exercise. *European Journal of Applied Physiology and Occupational Physiology*, 77 (1–2), 133–138.
- Bitterlich, N., Kutzer, J. & Ostrowski, C. (2009). Zur Quantifizierung der Trainingswirkungsanalyse im Skilanglauf mittels fuzzy-basierter Modellierung. *Zeitschrift für angewandte Trainingswissenschaft*, 16 (2), 128–136.
- Blaser, P. (1994). Selbstorganisationsphänomene der Bewegung in der Widerspiegelung der Einheit von Belastung und Beanspruchung. In P. Blaser, K. Witte & C. Stucke (Hrsg.), *Steuer- und Regelvorgänge der menschlichen Motorik* (S. 73–93). Sankt Augustin: Academia.

- Bortz, J. & Schuster, C. (2010). *Statistik für Human- und Sozialwissenschaftler*. Berlin: Springer.
- Broker, J.P. (2003). Cycling Power: Road an Mountain. In E. R. Burke (Ed.), *High-Tech Cycling* (pp. 147–174). Champaign: Human Kinetics.
- Brückner, J.P. (2007). *Training im Leistungssport: Modellierung und Simulation von Adaptationsprozessen*. Dissertation, Christian-Albrecht-Universität, Kiel.
- Brückner, J.P. & Wilhelm, A. (2008). Modellierung und Simulation von Adaptationsprozessen. *E-Journal Bewegung und Training*, 2, 51–65.
- Bund Deutscher Radfahrer (2009). *Nachwuchsprogramm*. Verfügbar unter <http://www.rad-net.de/html/disziplinen/radsportjugend/nachwuchsprogramm-des-bdr09.pdf> [12.06.2014].
- Bund Deutscher Radfahrer (2014). *Wettkampfbestimmungen für den Straßenrennsport*. Verfügbar unter http://www.rad-net.de/html/verwaltung/reglements/wb-strassenrennsport_04-2014.pdf [12.06.2014].
- Busso, T. (2003). Variable Dose-Response Relationship between Exercise Training and Performance. *Medicine & Science in Sports & Exercise*, 35 (7), 1188–1195.
- Busso, T., Benoit, H., Bonnefoy, R., Feasson, L. & Lacour, J.R. (2002). Effects of training frequency on the dynamics of performance response to a single training bout. *Journal of Applied Physiology*, 92 (2), 572–580.
- Busso, T., Candau, R.B. & Lacour, J.R. (1994). Fatigue and fitness modelled from the effects of training on performance. *European Journal of Applied Physiology and Occupational Physiology*, 69 (1), 50–54.
- Busso, T., Carasso, C. & Lacour, J.R. (1991). Adequacy of a systems structure in the modeling of training effects on performance. *Journal of Applied Physiology*, 71 (5), 2044–2049.
- Busso, T., Denis, C., Bonnefoy, R., Geyssant, A. & Lacour, J.R. (1997). Modeling of adaptations to physical training by using a recursive least squares algorithm. *Journal of Applied Physiology*, 82 (5), 1685–1693.
- Busso, T., Häkkinen, K., Pakarinen, A., Carasso, C., Lacour, J.R., Komi, P.V. & Kauhanen, H. (1990). A systems model of training responses and its relationship to hormonal responses in elite weight-lifters. *European Journal of Applied Physiology and Occupational Physiology*, 61 (1–2), 48–54.
- Busso, T., Häkkinen, K., Pakarinen, A., Kauhanen, H., Komi, P.V. & Lacour, J.R. (1992). Hormonal adaptations and modelled responses in elite weightlifters during 6 weeks of training. *European Journal of Applied Physiology and Occupational Physiology*, 64 (4), 381–386.

- Calvert, T. W., Banister, E. W., Savage, M. V. & Bach, T. M. (1976). A systems model of the effects of training on physical performance. *IEEE Transactions On Systems, Man, And Cybernet*, 6, 94–102.
- Candau, R. B., Busso, T. & Lacour, J. R. (1992). Effects of training on iron status in cross-country skiers. *European Journal of Applied Physiology and Occupational Physiology*, 64 (6), 497–502.
- Cannon, W. B. (1932). *The wisdom of the body*. New York: Norton.
- Capriotti, P. V., Sherman, W. M. & Lamb, D. R. (1999). Reliability of power output during intermittent high-intensity cycling. *Medicine and Science in Sports and Exercise*, 31 (6), 913–915.
- Chatard, J.-C. & Mujika, I. (1999). Training load and performance in swimming. In K. L. Keskinen, P. V. Komi & A. P. Hollander (Eds.), *Biomechanics and Medicine in Swimming VIII* (pp. 429–434). Jyväskylä: University Press (Gummerus Printing).
- Creer, A. R., Ricard, M. D., Conlee, R. K., Hoyt, G. L. & Parcell, A. C. (2004). Neural, metabolic, and performance adaptations to four weeks of high intensity sprint-interval training in trained cyclists. *International Journal of Sports Medicine*, 25 (2), 92–98.
- Dahmen, T. & Saupe, D. (2011). Calibration of a power-speed-model for road cycling using real power and height data [Electronic Version]. *International Journal of Computer Science in Sport*, 10 (2), 18–36.
- Dickhuth, H.-H., Huonker, M., Münzel, T., Drexler, H., Berg, A. & Keul, J. (1991). Individual anaerobic threshold for evaluation of competitive athletes and patients with left ventricular dysfunction. In N. Bachl, T. E. Graham & H. Löllgen (Eds.), *Advances in Ergometry* (pp. 173–179). Berlin: Springer.
- Ebert, T. R., Martin, D. T., McDonald, W., Victor, J., Plummer, J. & Withers, R. T. (2005). Power output during women's World Cup road cycle racing. *European Journal of Applied Physiology*, 95 (5–6), 529–536.
- Ebert, T. R., Martin, D. T., Stephens, B. & Withers, R. T. (2006). Power output during a professional men's road-cycling tour. *International Journal of Sports Physiology and Performance*, 1 (4), 324–335.
- Edelmann-Nusser, J., Hohmann, A. & Henneberg, B. (2002). Modeling and Prediction of Competitive Performance in Swimming Upon Neural Networks. *European Journal of Sport Science*, 2 (2), 1–10.
- Endler, S. (2013). Anpassung des Metamodells PerPot an den ausdauerorientierten Laufsport zur Trainings- und Wettkampfoptimierung. Dissertation, Johannes Gutenberg Universität, Mainz.
- Endler, S. & Perl, J. (2011). Leistungsoptimierung beim Marathon mit sportinformatischen Modellen. In D. Link & J. Wiemeyer (Hrsg.), *Sportinformatik trifft Sporttechnologie* (S. 221–225). Hamburg: Czwalina.

- Esteve-Lanao, J., Foster, C., Seiler, S. & Lucia, A. (2007). Impact of training intensity distribution on performance in endurance athletes. *Journal of Strength and Conditioning Research*, 21 (3), 943–949.
- Faria, E.W., Parker, D.L. & Faria, I.E. (2005a). The Science of Cycling. Physiology and Training – Part 1. *Sports Medicine*, 35 (4), 285–312.
- Faria, E.W., Parker, D.L. & Faria, I.E. (2005b). The Science of Cycling. Factors Affecting Performance – Part 2. *Sports Medicine*, 35 (4), 313–337.
- Ferger, K. (2010). Dynamik individueller Anpassungsprozesse. Eine vergleichende Analyse statistischer Zeitreihenverfahren und modellbasierter Dynamikanalysen. *Sportwissenschaft*, 40 (1), 9–18.
- Fernández-García, B., Pérez-Landaluce, J., Rodríguez-Alonso, M. & Terrados, N. (2000). Intensity of exercise during road race pro-cycling competition. *Medicine and Science in Sports and Exercise*, 32 (5), 1002–1006.
- Fitz-Clarke, J.R., Morton, R.H. & Banister, E.W. (1991). Optimizing athletic performance by influence curves. *Journal of Applied Physiology*, 71 (3), 1151–1158.
- Foerster, H. von (1988). Abbau und Aufbau. In F.B. Simon (Hrsg.), *Lebende Systeme. Wirklichkeitskonstruktionen in der systemischen Therapie* (S. 19–33). Berlin: Springer.
- Frey, S. & Frenz, H.-G. (1982). Experiment und Quasi-Experiment im Feld. In J.-L. Patry (Hrsg.), *Feldforschung. Methoden und Probleme sozialwissenschaftlicher Forschung unter natürlichen Bedingungen* (S. 229–258). Bern: Huber.
- Friedrich, W. & Moeller, H. (1999). Zum Problem der Superkompensation. *Leistungssport*, 29 (5), 52–55.
- Friel, J. (2009). *The Cyclist's Training Bible*. Boulder: VeloPress.
- Fry, R.W., Morton A.R. & Keast, D. (1991). Overtraining in athletes. An update. *Sports Medicine*, 12 (1), 32–65.
- Fuhrmann, S., Pfeiffer, M. & Hohmann, A. (2014). Modellierung von Trainingsprozessen im Schwimmsport. In F. Werner (Hrsg.), *Schwimmen Lernen und Optimieren* (S. 91–98). Rüsselsheim: W. Freitag.
- Gabler, H. (1988). *Individuelle Voraussetzungen der sportlichen Leistung und Leistungsentwicklung*. Schorndorf: Hofmann.
- Ganter, N. (2010). *Adaptationsverhalten im Trainingsprozess. Modellierung des Verlaufs der sportlichen Leistungsfähigkeit im Schwimmen und Radfahren*. Berlin: Lehmanns Media.
- Ganter, N., Witte, K. & Edelmann-Nusser, J. (2006a). Einsatz von antagonistischen Trainings-Wirkungs-Modellen zur Leistungsprädiktion im Radfahren. In J. Edelmann-Nusser & K. Witte (Hrsg.), *Sport und Informatik IX* (S. 43–49). Aachen: Shaker.

- Ganter, N., Witte, K. & Edelmann-Nusser, J. (2006b). Performance Prediction in Cycling Using Antagonistic Models [Electronic Version]. *International Journal of Computer Science in Sport*, 5 (2), 56–59.
- Ganter, N., Witte, K., Giggel, S. & Edelmann-Nusser, J. (2009). Trainingswirkungsanalyse im Olympischen Bogenschießen. In M. Lames, C. Augste, O. Cordes, C. Dreckmann, K. Görsdorf & M. Siegle (Hrsg.), *Gegenstand und Anwendungsfelder der Sportinformatik* (S. 102–107). Hamburg: Czwalina.
- Gardner, A. S., Martin, J. C., Martin, D. T., Barras, M. & Jenkins, D. G. (2007). Maximal torque- and power-pedaling rate relationships for elite sprint cyclists in laboratory and field tests. *European Journal of Applied Physiology*, 101 (3), 287–292.
- Gardner, A. S., Stephens, S., Martin, D. T., Lawton, E., Lee, H. & Jenkins, D. G. (2004). Accuracy of SRM and power tap power monitoring systems for bicycling. *Medicine and Science in Sports and Exercise*, 36 (7), 1252–1258.
- Gerok, W. (1989). Ordnung und Chaos als Elemente von Gesundheit und Krankheit. In W. Gerok, H. Haken, H. zur Hausen, W. Nachtigall, H. W. Roesky, H. Nöth & H. Gibian (Hrsg.), *Ordnung und Chaos in der unbelebten und belebten Natur* (S. 19–41). Stuttgart: Wissenschaftliche Verlagsgesellschaft.
- Giacomoni, M., Billaut, F. & Falgairette, G. (2006). Effects of the time of day on repeated all-out cycle performance and short-term recovery patterns. *International Journal of Sports Medicine*, 27 (6), 468–474.
- Green, H. J., Hughson, R. L., Orr, G. W. & Ranney, D. A. (1983). Anaerobic threshold, blood lactate and muscle metabolites in progressive exercise. *Journal of Applied Physiology*, 54 (4), 1032–1038.
- Gregor, R. J., Conconi, F. & Broker, J. P. (2000). Biomechanics of road cycling. In R. J. Gregor & F. Conconi (Eds.), *Road Cycling. Handbook of Sports Medicine and Science* (p.18–39). Oxford, Blackwell Science.
- Gressmann, M. (2005). *Fahrradphysik und Biomechanik: Technik, Formeln, Gesetze*. Bielefeld: Delius Klasing.
- Größing, S. (1975). *Einführung in die Sportdidaktik. Lehren und Lernen im Sportunterricht*. Frankfurt am Main: Limpert.
- Grosser, M., Brüggemann, P. & Zintl, F. (1986). *Leistungssteuerung in Training und Wettkampf*. München: BLV.
- Gunnarsson, T. P., Christensen, P. M., Thomassen, M., Nielsen, L. R. & Bangsbo, J. (2013). Effect of intensified training on muscle ion kinetics, fatigue development, and repeated short-term performance in endurance-trained cyclists. *American Journal of Physiology - Regulatory, Integrative and Comparative Physiology*, 305 (7), R811–R821.

- Haar, B., Brack, R. & Alt, W. (2011). Optimierung der Trainingssteuerung im Spitzensport: Anwendung neuronaler Netze zur Modellierung von Trainingswirkungen und im Gesundheitsmonitoring. In *BISp-Jahrbuch : Forschungsförderung 2010/11* (S. 97–102). Bonn.
- Häkkinen, K., Pakarinen, A., Alén, M., Kauhanen, H. & Komi, P. V. (1987). Relationships between training volume, physical performance capacity, and serum hormone concentrations during prolonged training in elite weight lifters. *International Journal of Sports Medicine*, 8 (S1), 61–65.
- Haken, H. (1983). *Synergetik. Eine Einführung*. Berlin: Springer.
- Hansen, E. A., Rønnestad, B. R., Vegge, G. & Raastad, T. (2012). Cyclists' improvement of pedaling efficacy and performance after heavy strength training. *International Journal of Sports Physiology and Performance*, 7 (4), 313–321.
- Harre, D. (Hrsg.). (1975). *Trainingslehre. Einführung in die Theorie und Methodik des sportlichen Trainings*. Berlin: Sportverlag.
- Harre, D. (2008a). Morphologisch-funktionelle Anpassung. In G. Schnabel, D. Harre & J. Krug (Hrsg.), *Trainingslehre – Trainingswissenschaft. Leistung, Training, Wettkampf* (S. 87–94). Aachen: Meyer & Meyer.
- Harre, D. (2008b). Begriffe – allgemeine Charakteristik. In G. Schnabel, D. Harre & J. Krug (Hrsg.), *Trainingslehre – Trainingswissenschaft. Leistung, Training, Wettkampf* (S. 155–158). Aachen: Meyer & Meyer.
- Hawley, J. A. & Noakes, T. D. (1992). Peak power output predicts maximal oxygen uptake and performance time in trained cyclists. *European Journal of Applied Physiology and Occupational Physiology*, 65 (1), 79–83.
- Hellard, P., Avalos, M., Lacoste, L., Barale, F., Chatard, J.-C. & Millet, G. P. (2006). Assessing the limitations of the Banister model in monitoring training. *Journal of Sports Sciences*, 24 (5), 509–520.
- Hellard, P., Avalos, M., Millet, G. P., Lacoste, L., Barale, F. & Chatard, J.-C. (2005). Modeling the residual effects and threshold saturation of training: A case study of Olympic swimmers. *Journal of Strength and Conditioning Research*, 19 (1), 67–75.
- Hellard, P., Gerville-Réache, L., Fauquet, C., Avalos, M. & Menaud, A. (2002). Training analysis and the modeling of relations between training volumes and performance: Interpretation of results in light of the new paradigms of complexity. *Journal of Human Movement Studies*, 42, 53–90.
- Hoffmann, B. (2008). Leistungs- und Trainingssteuerung. In G. Schnabel, D. Harre & J. Krug (Hrsg.), *Trainingslehre – Trainingswissenschaft. Leistung, Training, Wettkampf* (S. 435–453). Aachen: Meyer & Meyer.
- Hohmann, A. (1994). *Grundlagen der Trainingssteuerung im Sportspiel*. Hamburg: Czwalina.

- Hohmann, A. (1999). Feldforschung in der Trainingswissenschaft. In A. Hohmann, E. Wichmann & K. Carl (Hrsg.), *Feldforschung in der Trainingswissenschaft* (S. 13–35). Köln: Strauß.
- Hohmann, A. & Lames, M. (2002). Der propositionale Gehalt der Trainingsprinzipien und ihr Beitrag zur modernen Konzepten der Trainingssteuerung. In J. Krug & H.-J. Minow (Hrsg.), *Trainingsprinzipien. Fundament der Trainingswissenschaft* (S. 29–42). Köln: Sport und Buch Strauß.
- Hohmann, A., Lames, M. & Letzelter, M. (2007). *Einführung in die Trainingswissenschaft*. Wiebelsheim: Limpert.
- Hollmann, W. & Hettinger, T. (1980). *Sportmedizin. Arbeits- und Trainingsgrundlagen* (2., neu bearbeitete Aufl.). Stuttgart: Schattauer.
- Hottenrott, K. & Neumann, G. (2010a). Ist das Superkompensationsmodell noch aktuell. *Leistungssport*, 40 (2), S. 13–19.
- Hottenrott, K. & Neumann, G. (2010b). *Trainingswissenschaft. Ein Lehrbuch in 14 Lektionen*. Aachen: Meyer & Meyer.
- Hughes, M. & Franks, I. M. (2004). *Notational analysis of sport. Systems for better coaching and performance in sport*. London: Routledge.
- Hyndman, R. J. & Koehler, A. B. (2006). Another look at measures of forecast accuracy. *International Journal of Forecasting*, 22 (4), 679–688.
- Jäger, K. & Oelschlägel, G. (1977). *Kleine Trainingslehre*. Berlin: Sportverlag.
- Jakowlew, N. N. (1977). *Sportbiochemie*. Leipzig: Barth.
- Janssen, J. P., Carl, K., Schlicht, W. & Wilhelm, A. (Hrsg.). (1996). *Synergetik und Systeme im Sport*. Schorndorf: Hofmann.
- Jeukendrup, A. E., Craig, N. P. & Hawley, J. A. (2000). The bioenergetics of World Class Cycling. *Journal of Science and Medicine in Sport*, 3 (4), 414–433.
- Jeukendrup, A. E. & Martin, J. (2001). Improving cycling performance. How should we spend our time and money. *Sports Medicine*, 31 (7), 559–569.
- Jones, S. L. P. & Passfield, L. (1998). The dynamic calibration of bicycle power measuring cranks. In S. J. Haake (Ed.), *The engineering of sport* (pp. 265–274). Oxford: Blackwell Science.
- Kargotich, S., Keast, D., Goodman, C., Bhagat, C. I., Joske, D. J., Dawson, B. & Morton, A. R. (2007). Monitoring 6 weeks of progressive endurance training with plasma glutamine. *International Journal of Sports Medicine*, 28 (3), 211–216.
- Köhler, T. (2008). *Statistische Einzelfallanalyse. Eine Einführung mit Rechenbeispielen*. Weinheim: Beltz.
- Koninckx, E., Van Leemputte, M. & Hespel, P. (2010). Effect of isokinetic cycling versus weight training on maximal power output and endurance performance in cycling. *European Journal of Applied Physiology*, 109 (4), 699–708.

- Kracht, P., Menke, N.F., Dörrscheidt, F. & Liesen, H. (1994). Modellbildung und Simulation biologischer Systeme in der Humanleistungsphysiologie. *Brennpunkte der Sportwissenschaft*, 8 (2), 102–123.
- Kriz, J. (1999). Systemtheorie für Psychotherapeuten, Psychologen und Mediziner. Wien: Facultas.
- Küster, L. (2009). *Leistungsdiagnostik in Sportmedizin und Sportwissenschaft. Evaluation der derzeit als „State of the Art“ bezeichneten Methoden in verschiedenen Anwendungsbereichen*. Saarbrücken: VDM.
- Kuhlmann, C.H. & Jaitner, T. (2014). Real-Time-Steuerung des Gruppentrainings bei Nachwuchsradsportlern auf der Basis nicht-linearer Belastungs-Beanspruchungs-Modelle. In *BISp-Jahrbuch : Forschungsförderung 2012/13* (S. 55–60). Bonn.
- Kuipers, H. (1998). Training and overtraining: an introduction. *Medicine and Science in Sports and Exercise*, 30 (7), 1137–1139.
- Laar, M. & Lindner, W. (2013). *Radsporttraining: Methodik, Training, Leistungsdiagnostik*. München: BLV.
- Lames, M. & Perl, J. (2006). Prozessmodellierung von Handballspielen - stochastische Beschreibung und antagonistische Modellierung. In M. Raab, A. Arnold, K. Gärtner, J. Köppen, C. Lempertz, N. Tielemann & H. Zastrow (Hrsg.), *Zukunft der Sportspiele: fördern, fordern, forschen* (S. 186–190). Flensburg: University Press.
- Lehmann, M., Foster, C. & Keul, J. (1993). Overtraining in endurance athletes: a brief review. *Medicine and Science in Sports and Exercise*, 25 (7), 854–862.
- Letzelter, M. (1978). *Trainingsgrundlagen. Training, Technik, Taktik*. Reinbek: Rowohlt.
- Lindner, W. (2000). *Radsporttraining: Methodische Erkenntnisse, Trainingsgestaltung, Leistungsdiagnostik*. München: BLV.
- Lucia, A., Hoyos, J., Carvajal, A. & Chicharro, J.L. (1999). Heart rate response to professional road cycling: the Tour de France. *International Journal of Sports Medicine*, 20 (3), 167–172.
- Lucia, A., Hoyos, J. & Chicharro, J.L. (2001a). Physiology of professional road cycling. *Sports Medicine*, 31 (5), 325–337.
- Lucia, A., Hoyos, J. & Chicharro, J.L. (2001b). Preferred pedalling cadence in professional cycling. *Medicine and Science in Sports and Exercise*, 33 (8), 1361–1366.
- Lucia, A., Hoyos, J. & Chicharro, J.L. (2003). Physiology of Professional Road Cycling. In E.R. Burke (Ed.), *High-Tech Cycling* (pp. 265–288). Champaign: Human Kinetics.

- Mader, A. (1990). Aktive Belastungsadaptation und Regulation der Proteinsynthese auf zellulärer Ebene. Ein Beitrag zum Mechanismus der Trainingswirkung und der Kompensation von funktionellen Mehrbelastungen von Organen. *Deutsche Zeitschrift für Sportmedizin*, 41 (2), 40–58.
- Mader, A. & Ulmer, S. (1995). Biologische Grundlagen der Trainingsanpassung und der Bezug zu den Begriffen Gesundheit, Fitneß und Alter. In W. Schlicht & P. Schwenkmezger (Hrsg.), *Gesundheitsverhalten und Bewegung. Grundlagen, Konzepte und empirische Befunde* (S. 35–50). Schorndorf: Hofmann.
- Maluga, P. (2007). *Spitzengruppen, Ausreißer und Wasserträger. Begriffe und Regeln des Straßenradsports*. Bielefeld: Delius Klasing.
- Martin, D. (1979). *Grundlagen der Trainingslehre. Teil 1: Die inhaltliche Struktur des Trainingsprozesses*. Schorndorf: Hofmann.
- Martin, D., Carl, K. & Lehnertz, K. (1991). *Handbuch Trainingslehre*. Schorndorf: Hofmann.
- Matwejew, L.P. & Nowikow, A.D. (1982). *Theorie und Methodik der Körpererziehung. Band 1: Allgemeine Grundlagen der Theorie und Methodik der Körpererziehung*. Berlin: Sportverlag.
- McCole, S.D., Claney, K., Conte, J.C., Anderson, R. & Hagberg, J.M. (1990). Energy expenditure during bicycling. *Journal of Applied Physiology*, 68 (2), 748–753.
- Meerson, F.Z. (1969). *Hyperfunktion, Hypertrophie und Insuffizienz des Herzens*. Berlin: Volk und Gesundheit.
- Meerson, F.Z. (1984). *Adaptation, Stress, and Prophylaxis*. Berlin: Springer.
- Mellerowicz, H. & Meller, W. (1972). *Training. Biologische und medizinische Grundlagen und Prinzipien des Trainings für Sportärzte, Rehabilitationsärzte, Präventionsärzte, Werkärzte, Leibeserzieher, Sportlehrer, Trainer, Übungsleiter und Krankengymnasten*. Berlin: Springer.
- Mendez-Villanueva, A., Bishop, D. & Hamer, P. (2007). Reproducibility of a 6-s maximal cycle sprint test. *Journal of Science and Medicine in Sport*, 10 (5), 323–326.
- Mester, J. & Perl, J. (2000). Grenzen der Anpassungs- und Leistungsfähigkeit aus systematischer Sicht – Zeitreihenanalyse und ein informatisches Metamodell zur Untersuchung physiologischer Adaptationsprozesse. *Leistungssport*, 30 (1), 43–51.
- Millet, G.P., Candau, R.B., Barbier, B., Busso, T., Rouillon, J.D. & Chatard, J.-C. (2002). Modelling the transfers of training effects on performance in elite triathletes. *International Journal of Sports Medicine*, 23 (1), 55–63.

- Millet, G.P., Gros Lambert, A., Barbier, B., Rouillon, J.D. & Candau, R.B. (2005). Modelling the Relationships between Training, Anxiety, and Fatigue in Elite Athletes. *International Journal of Sports Medicine*, 26 (6), 492–498.
- Morton, R.H. (1997). Modelling training and overtraining. *Journal of Sports Sciences*, 15 (3), 335–340.
- Morton, R.H., Fitz-Clarke, J.R. & Banister, E.W. (1990). Modeling human performance in running. *Journal of Applied Physiology*, 69 (3), 1171–1177.
- Mujika, I., Busso, T., Lacoste, L., Barale, F., Geyssant, A. & Chatard, J.-C. (1996). Modeled responses to training and taper in competitive swimmers. *Medicine and Science in Sports and Exercise*, 28 (2), 251–258.
- Mujika, I. & Padilla, S. (2001). Physiological and performance characteristics of male professional road cyclists. *Sports Medicine*, 31 (7), 479–487.
- Nett, T. (1964). *Training des Leichtathleten. Hürdenlauf, Sprung, Wurf, Mehrkampf. Ein Wegweiser für Übungsleiter und Aktive*. Berlin: Bartels & Wernitz.
- Neumann, G. (2000). Physiologische Grundlagen des Radsports. *Deutsche Zeitschrift für Sportmedizin*, 51 (5), 169–175.
- Neumann, G. & Berbalk, A. (1991). Umstellung und Anpassung des Organismus. Grundlegende Voraussetzungen der sportlichen Leistungsfähigkeit. In P. Bennett & D. Jeschke (Hrsg.), *Sport und Medizin. Pro und Contra* (S. 415–419). München: Zuckschwerdt.
- Neumann, G. & Schüler, K.-P. (1994). *Sportmedizinische Funktionsdiagnostik* (2., neu bearbeitete Aufl.). Leipzig: Barth.
- Nicolò, A., Bazzucchi, I., Lenti, M., Haxhi, J., Scotto di Palumbo, A. & Sacchetti, M. (2014). Neuromuscular and metabolic responses to high-intensity intermittent cycling protocols with different work-to-rest ratios. *International Journal of Sports Physiology and Performance*, 9 (1), 151–160.
- O'Bryan, S.J., Brown, N.A., Billaut, F. & Rouffet, D.M. (2014). Changes in muscle coordination and power output during sprint cycling. *Neuroscience Letters*, 576, 11–16.
- Olivier, N. (1993). Belastungen und Beanspruchungen im Techniktraining – Skizze eines Forschungsansatzes. In D. Martin & S. Weigelt (Hrsg.), *Trainingswissenschaft: Selbstverständnis und Forschungsansätze* (S. 201–205). Sankt Augustin: Academia.
- Padilla, S., Mujika, I., Orbananos, J. & Angulo, F. (2000). Exercise intensity during competition time trials in professional road cycling. *Medicine and Science in Sports and Exercise*, 32 (4), 850–856.

- Padilla, S., Mujika, I., Orbananos, J., Santisteban, J., Angulo, F. & Goiriena, J. J. (2001). Exercise intensity and load during mass-start stage races in professional road cycling. *Medicine and Science in Sports and Exercise*, 33 (5), 796–802.
- Padilla, S., Mujika, I., Santisteban, J., Impellizzeri, F. M. & Goiriena, J. J. (2008). Exercise intensity and load during uphill cycling in professional 3-week races. *European Journal of Applied Physiology*, 102 (4), 431–438.
- Palmer, G. S., Hawley, J. A., Dennis, S. C. & Noakes, T. D. (1994). Heart rate responses during a 4-d cycle stage race. *Medicine and Science in Sports and Exercise*, 26 (10), 1278–1283.
- Paton, C. D. & Hopkins, W. G. (2001). Tests of cycling performance. *Sports Medicine*, 31 (7), 489–496.
- Paton, C. D. & Hopkins, W. G. (2005). Combining explosive and high-resistance training improves performance in competitive cyclists. *Journal of Strength and Conditioning Research*, 19 (4), 826–830.
- Patry, J.-L. (1982). *Feldforschung. Methoden und Probleme sozialwissenschaftlicher Forschung unter natürlichen Bedingungen*. Bern: Huber.
- Perl, J. (2000). Antagonistic Adaptation Systems: An Example of How to Improve Understanding and Simulating Complex System Behaviour by Use of Meta-Models and On Line-Simulation. *Conference Report at IMACS 2000*, Lausanne.
- Perl, J. (2001a). DyCoN: Ein dynamisch gesteuertes Neuronales Netz zur Modellierung und Analyse von Prozessen im Sport. In J. Perl (Hrsg.), *Sport und Informatik VIII* (Wissenschaftliche Berichte und Materialien des Bundesinstituts für Sportwissenschaft, 5, S. 85–98). Köln: Sport und Buch Strauß.
- Perl, J. (2001b). PerPot: A metamodel for simulation of load performance interaction. *European Journal of Sport Science*, 1 (2), 1–13.
- Perl, J. (2002a). Adaptation, Antagonism and System Dynamics. In G. Ghent, D. Kluka & D. Jones (Eds.), *Perspectives - The Multidisciplinary Series of Physical Education and Sport Science* 4 (pp. 105–125). Oxford: Meyer & Meyer Sport.
- Perl, J. (2002b). Informatische Aspekte der Modellbildung. In J. Perl, M. Lames & U. Glitsch (Hrsg.), *Modellbildung in der Sportwissenschaft* (S. 15–98). Schorndorf: Hofmann.
- Perl, J. (2002c). Vorwort. In J. Perl, M. Lames & U. Glitsch (Hrsg.), *Modellbildung in der Sportwissenschaft* (S. 9–10). Schorndorf: Hofmann.
- Perl, J. (2003). On the Long-Term Behaviour of the Performance-Potential-Metamodel PerPot: New Results and Approaches [Electronic Version]. *International Journal of Computer Science in Sport*, 2 (1), 80–92.

- Perl, J. (2004a). Modelling Dynamic Systems. Basic Aspects and Application to Performance Analysis [Electronic Version]. *International Journal of Computer Science in Sport*, 3 (2), 19–28.
- Perl, J. (2004b). PerPot - a meta-model and software tool for analysis and optimisation of load-performance-interaction. *International Journal of Performance Analysis in Sport*, 4 (2), 61–73.
- Perl, J. (2005). Dynamic Simulation of Performance Development: Prediction and Optimal Scheduling [Electronic Version]. *International Journal of Computer Science in Sport*, 4 (2), 28–37.
- Perl, J. (2006). Modellierung dynamischer Systeme: Grundlagen und Anwendungen in der Leistungsanalyse. In K. Witte, J. Edelmann-Nusser, A. Sabo & E. F. Moritz (Hrsg.), *Sporttechnologie zwischen Theorie und Praxis IV* (S. 29–38). Aachen: Shaker.
- Perl, J. (2009). Trainingswirkungsanalyse: Planung und Optimierung mithilfe des antagonistischen Metamodells PerPot. *Zeitschrift für Angewandte Trainingswissenschaft*, 16 (2), 117–127.
- Perl, J., Dauscher, P. & Hawlitzky, M. (2003). On the long term behaviour of the Performance-Potential-Metamodel PerPot [Electronic Version]. *International Journal of Computer Science in Sport, Special Edition*, 12–21.
- Perl, J. & Endler, S. (2006a). Training- and Contest-scheduling in Endurance Sports by Means of Course Profiles and PerPot-based Analysis [Electronic Version]. *International Journal of Computer Science in Sport*, 5 (2), 42–46.
- Perl, J. & Endler, S. (2006b). Trainings- und Wettkampf-Planung in Ausdauersportarten mit Hilfe von Streckenprofilen und PerPot-gestützter Analyse. In J. Edelmann-Nusser & K. Witte (Hrsg.), *Sport und Informatik IX* (S. 37–42). Aachen: Shaker.
- Perl, J. & Mester, J. (2001). Modellgestützte und statistische Analyse der Wechselwirkungen zwischen Belastung und Leistung. *Leistungssport*, 31 (2), 54–62.
- Perl, J. & Pfeiffer, M. (2011). PerPot DoMo: Antagonistic Meta-Model Processing two Concurrent Load Flows [Electronic Version]. *International Journal of Computer Science in Sport*, 10 (2), 85–92.
- Perl, J. & Uthmann, T. (1997). Simulation. In J. Perl, M. Lames & W.-D. Miethling (Hrsg.), *Informatik im Sport* (S. 65–80). Schorndorf: Hofmann.
- Perrez, M. & Patry, J.-L. (1982). Nomologisches Wissen, technologisches Wissen, Tatsachenwissen – drei Ziele sozialwissenschaftlicher Forschung. In J.-L. Patry (Hrsg.), *Feldforschung. Methoden und Probleme sozialwissenschaftlicher Forschung unter natürlichen Bedingungen* (S. 45–66). Bern: Huber.
- Pfeiffer, M. (2008). Modeling the Relationship between Training and Performance – A Comparison of Two Antagonistic Concepts [Electronic Version]. *International Journal of Computer Science in Sport*, 7 (2), 13–32.

- Pfeiffer, M., Fehr, U. & Voigt, L. (2009). Analysing training effects on performance in strength training by means of two different antagonistic models [Abstract]. *Book of Abstracts of the 14th Annual Congress of the European College of Sport Science*, Oslo, 437.
- Pfeiffer, M. & Fuhrmann, S. (2011). Modelling the training performance relationship in elite swimmers [Abstract]. *Book of Abstracts of the 16th Annual Congress of the ECSS, 6th - 9th July 2011*, Liverpool, 241.
- Pfeiffer, M. & Perl, J. (2009). Simulative Trainingswirkungsanalyse bei einem Fahrradergometertraining mittels antagonistischer Modelle. In M. Lames, C. Augste, O. Cordes, C. Dreckmann, K. Görsdorf & M. Siegle (Hrsg.), *Gegenstand und Anwendungsfelder der Sportinformatik* (S. 41–51). Hamburg: Czwalina.
- Pfeiffer, M. & Schrot, C. (2009). Simulated analysis of the relationship between training and performance in cycling [Abstract]. *Book of Abstracts of the 14th Annual Congress of the European College of Sport Science*, Oslo, 229.
- Pfeiffer, M. & Schrot, C. (2010). Simulative Trainingswirkungsanalyse mit dem Performance Potential Modell (PerPot) am Beispiel des Radsports. In J. Wiemeyer, A. Baca & M. Lames (Hrsg.), *Sportinformatik gestern, heute, morgen. Festschrift zu Ehren von Prof. Dr. Jürgen Perl* (Schriften der Deutschen Vereinigung für Sportwissenschaft, 198, S. 143–154). Hamburg: Czwalina.
- Pfeiffer, M. & Schrot, C. (2014). Weiterentwicklung der simulativen Trainingswirkungsanalyse im Spitzensport am Beispiel Radsport. In *BISp-Jahrbuch: Forschungsförderung 2012/13* (S. 69–77). Bonn.
- Pinot, J. & Grappe, F. (2011). The record power profile to assess performance in elite cyclists. *International Journal of Sports Medicine*, 32 (11), 839–844.
- Platonov, W. (2008). Warum die Superkompensation nicht Grundlage der Strukturierung des Trainings sein kann. *Leistungssport*, 38 (2), 15–20.
- Racinais, S., Hue, O. & Blonc, S. (2004). Time-of-Day Effects on Anaerobic Muscular Power in Moderately Warm Environment. *Chronobiology International*, 21 (3), 485–495.
- Rannama, I., Bazanov, B., Baskin, K., Zilmer, K., Roosalu, M. & Port, K. J. (2013). Isokinetic muscle strength and short term cycling power of road cyclists. *Journal of Human Sport and Exercise*, 8 (2), 19–29.
- Rannama, I., Port, K. J. & Bazanov, B. (2012). Does limited gear ratio driven higher training cadence in junior cycling reflect in maximum effort sprint?. *Journal of Human Sport and Exercise*, 7 (1), 85–90.
- Reiser, M., Meyer, T., Kindermann, W. & Daus, R. (2000). Transferability of workload measurements between three different types of ergometer. *European Journal of Applied Physiology*, 82 (3), 245–249.

- Rohmert, W. (1983). Formen menschlicher Arbeit. In W. Rohmert & J. Rutenfranz (Hrsg.), *Praktische Arbeitsphysiologie* (S. 5–29). Stuttgart. Thieme.
- Rohmert, W. (1984). Das Belastungs-Beanspruchungs-Konzept. *Zeitschrift für Arbeitswissenschaft*, 38 (4), 193–200.
- Rohmert, W. & Rutenfranz, J. (1975). *Arbeitswissenschaftliche Beurteilung der Belastung und Beanspruchung an unterschiedlichen Arbeitsplätzen*. Bonn: Der Bundesminister für Arbeit und Sozialordnung.
- Rønnestad, B. R., Ellefsen, S., Nygaard, H., Zacharoff, E. E., Vikmoen, O., Hansen, J. & Hallén, J. (2014). Effects of 12 weeks of block periodization on performance and performance indices in well-trained cyclists. *Scandinavian Journal of Medicine & Science in Sports*, 24 (2), 327–335.
- Rønnestad, B. R., Hansen, E. A. & Raastad, T. (2011). Strength training improves 5-min all-out performance following 185 min of cycling. *Scandinavian Journal of Medicine & Science in Sports*, 21 (2), 250–259.
- Rønnestad, B. R., Hansen, J., Vegge, G., Tonnessen, E. & Slettalokken, G. (2014). Short intervals induce superior training adaptations compared with long intervals in cyclists – An effort-matched approach. *Scandinavian Journal of Medicine & Science in Sports*. Advance online publication. doi:10.1111/sms.12165
- Roux, W. (1881). *Der Kampf der Theile im Organismus. Ein Beitrag zur Vervollständigung der mechanischen Zweckmäßigkeitslehre*. Leipzig: Engelmann.
- Roux, W. (1895). *Gesammelte Abhandlungen über Entwicklungsmechanik der Organismen*. Leipzig: Engelman.
- Roux, W (1905). *Die Entwicklungsmechanik, ein neuer Zweig der biologischen Wissenschaft*. Leipzig: Engelman.
- Runde, B. (1994). Dynamische Systeme, Chaos, Selbstorganisation – Die Entstehung von Ordnung in Handlungsabläufen. In P. Blaser, K. Witte & C. Stucke (Hrsg.), *Steuer- und Regelvorgänge der menschlichen Motorik* (S. 53–71). Sankt Augustin: Academia.
- Schlicht, W. (1988). *Einzelfallanalysen im Hochleistungssport. Zum Verlauf und zur Wirkung selbstbezogener Aufmerksamkeit im 400-Meter-Hürdenlauf*. Schorn-dorf: Hofmann.
- Schlicht, W. (1992). Das sportliche Training: Überlegungen auf dem Weg zu einem integrierten Belastungs-Beanspruchungs-Konzept. In J. P. Janssen, W. Schlicht, H. Rieckert & K. Carl (Hrsg.), *Belastung und Beanspruchung* (S. 31–44). Köln: Strauß.
- Schmidt, A., Eberle, B., Lötzerich, H. & Roth, R. (2007). Belastungsstrukturen im Straßensport - spezielle Anforderungen von Rundstreckenrennen. *f.i.t Forschung. Innovation. Technologie*, 12 (1), 12–16.

- Schnabel, G. (1994). Funktionelle Mechanismen der Leistungsentwicklung. Funktionsschema der sportlichen Tätigkeit beim Üben, Trainieren und im Wettkampf. In G. Schnabel, D. Harre & A. Borde (Hrsg.), *Trainingswissenschaft* (S. 60–66). Berlin: Sportverlag.
- Schnabel, G. (1997a). Gegenstand, Stellung und Methoden der Trainingswissenschaft. In G. Schnabel, D. Harre & A. Borde (Hrsg.), *Trainingswissenschaft* (S. 17–29). Berlin: Sportverlag.
- Schnabel, G. (1997b). Prinzipien sportlichen Trainings. In G. Schnabel, D. Harre & A. Borde (Hrsg.), *Trainingswissenschaft* (S. 203–212). Berlin: Sportverlag.
- Schnabel, G. (2008). Sportliche Leistung, Leistungsfähigkeit - Struktur und Entwicklung. In: G. Schnabel, D. Harre & J. Krug (Hrsg.), *Trainingslehre – Trainingswissenschaft* (S. 34–56). Aachen: Meyer & Meyer.
- Schneider, A., Hommel, G. & Blettner, M. (2010). Lineare Regressionsanalyse. *Deutsches Ärzteblatt*, 107 (44), 776–782.
- Schönpflug, W. (1987). Beanspruchung und Belastung bei der Arbeit – Konzepte und Theorien. In U. Kleinbeck & J. Rutenfranz (Hrsg.), *Arbeitspsychologie* (S. 130–184). Göttingen: Hogrefe.
- Shepherd, S. O., Cocks, M., Tipton, K. D., Ranasinghe, A. M., Barker, T. A., Burniston, J. G., ... Shaw, C. S. (2013). Sprint interval and traditional endurance training increase net intramuscular triglyceride breakdown and expression of perilipin 2 and 5. *Journal of Physiology*, 591 (3), 657–675.
- Simon, W. (1972). *Mathematical Techniques for Physiology and Medicine*. New York: Academic Press.
- Sperlich, B., Zelle, S., Kleinöder, H., Lochmann, M., Zinner, C., Holmberg, H. C. & Mester, J. (2011). The effects of 6-week-decoupled bi-pedal cycling on sub-maximal and high intensity performance in competitive cyclists and triathletes. *European Journal of Applied Physiology*, 111 (8), 1625–1630.
- Stapelfeldt, B., Lohmüller, D., Schmid, A., Röcker, K., Schumacher, Y. O. & Gollhofer, A. (2006). Prädiktiver Wert physiologischer und biomechanischer Testverfahren zur Differenzierung leistungsbestimmender Faktoren im Radsport. In *BISp-Jahrbuch: Forschungsförderung 2005/06* (S. 179–184). Bonn.
- Stark, G. (1984). Sporttechnisches Training und zwei grundlegende Prinzipien der Leistungsentwicklung. *Theorie und Praxis Leistungssport*, 22 (12), 3–12.
- Stephens, N. K., Hawley, J. A., Dennis, S. C. & Hopkins, W. G. (1999). Effects of different interval-training programs on cycling time-trial performance. *Medicine and Science in Sports and Exercise*, 31 (5), 736–741.
- Stevens, J. (1992). *Applied multivariate statistics for the social sciences*. Hillsdale: Lawrence Erlbaum Associates.
- Stier, W. (2001). *Methoden der Zeitreihenanalyse*. Berlin: Springer.

- Stuart, C.A., Howell, M.E.A., Baker, J.D., Dykes, R.J., Duffourc, M.M., Ramsey, M.W. & Stone, M.H. (2010). Cycle training increased GLUT4 and activation of mTOR in fast twitch muscle fibers. *Medicine and Science in Sports and Exercise*, 42 (1), 96–106.
- Tabata, I., Nishimura, K., Kouzaki, M., Hirai, Y., Ogita, F., Miyachi, M. & Yamamoto, K. (1996). Effects of moderate-intensity endurance and high-intensity intermittent training on anaerobic capacity and $\text{VO}_{2\text{max}}$. *Medicine and Science in Sports and Exercise*, 28 (10), 1327–1330.
- Taha, T. & Thomas, S.G. (2003). Systems modelling of the relationship between training and performance. *Sports Medicine*, 33 (14), 1061–1073.
- Thieß, G. & Schnabel, G. (1987). *Leistungsfaktoren in Training und Wettkampf*. Berlin: Sportverlag.
- Thieß, G. & Tschiene, P. (Hrsg.). (1999). *Handbuch zur Wettkampflehre*. Aachen: Meyer & Meyer.
- Thomas, L., Mujika, I. & Busso, T. (2008). A model study of optimal training reduction during pre-event taper in elite swimmers. *Journal of Sports Sciences*, 26 (6), 643–652.
- Thomas, L., Mujika, I. & Busso, T. (2009). Computer simulations assessing the potential performance benefit of a final increase in training during pre-event taper. *Journal of Strength and Conditioning Research*, 23 (6), 1729–1736.
- Torrents, C. & Balagué, N. (2010). Using the PerPot meta-model to compare the effectiveness of training methods in aerobic gymnastics. In J. Wiemeyer, A. Baca & M. Lames (Hrsg.), *Sportinformatik gestern, heute, morgen. Festschrift zu Ehren von Prof. Dr. Jürgen Perl* (Schriften der Deutschen Vereinigung für Sportwissenschaft, 198, S. 155–161). Hamburg: Czwalina.
- Tschachner, W. & Brunner, E.J. (1997). Die Dynamik psychosozialer Systeme. In W. Langthaler & G. Schiepek (Hrsg.), *Selbstorganisation und Dynamik in Gruppen* (S. 101–118). Münster: LIT.
- Tschiene, P. (2006). Streit um die Superkompensation. Die adaptive Reaktion auf Trainingsbelastungen in unterschiedlichen Auffassungen der Trainingsstruktur. *Leistungssport*, 36 (1), 5–15.
- Ulmer, S. & Mader, A. (1992). A Mathematical Modell of Regulation of Protein Synthesis by Activation Feedback: Some Reflections on Its Possibilities and Limits in Describing Muscle Mass Adaptations With Exercise. In Y. Sato, J. Poortmans, I. Hashimoto & Y. Oshida (Eds.), *Integration of Medical and Sport Sciences. Medicine and Sport Science* (pp. 288–298). Basel: Karger.
- Van Soest, A.J. & Casius, L.J. (2000). Which factors determine the optimal pedaling rate in sprint cycling. *Medicine and Science in Sports and Exercise*, 32 (11), 1927–1934.

- Vogt, S., Heinrich, L., Schumacher, Y.O., Blum, A., Roecker, K., Dickhuth, H.-H. & Schmid, A. (2006). Power output during stage racing in professional road cycling. *Medicine and Science in Sports and Exercise*, 38 (1), 147–151.
- Vogt, S., Heinrich, L., Schumacher, Y.O., Grosshauser, M., Blum, A., König, D.,... Schmid, A. (2005). Energy intake and energy expenditure of elite cyclists during preseason training. *International Journal of Sports Medicine*, 26 (8), 701–706.
- Vogt, S., Roecker, K., Schumacher, Y.O., Pottgiesser, T., Dickhuth, H.-H., Schmid, A. & Heinrich, L. (2008). Cadence-Power-Relationship during decisive mountain ascents at the Tour de France. *International Journal of Sports Medicine*, 29 (3), 244–250.
- Vogt, S., Schumacher, Y.O., Blum, A., Roecker, K., Dickhuth, H.-H., Schmid, A. & Heinrich, L. (2007). Cycling power output produced during flat and mountain stages in the Giro d'Italia: a case study. *Journal of Sports Sciences*, 25 (12), 1299–1305.
- Vogt, S., Schumacher, Y.O., Roecker, K., Dickhuth, H.-H., Schoberer, U., Schmid, A. & Heinrich, L. (2007). Power output during the Tour de France. *International Journal of Sports Medicine*, 28 (9), 756–761.
- Wagner, A., Mühlenhoff, S. & Sandig, D. (2010). *Krafttraining im Radsport. Methoden und Übungen zur Leistungssteigerung und Prävention*. München: Elsevier.
- Wahl, P., Zinner, C., Yue, Z., Bloch, W. & Mester, J. (2010). Warming-up affects performance and lactate distribution between plasma and red blood cells. *Journal of Sports Science and Medicine*, 9 (3), 499–507.
- Wasserman, K., Whipp, B. J., Koil, S. N. & Beaver, W. L. (1973). Anaerobic threshold and respiratory gas exchange during exercise. *Journal of Applied Physiology*, 35 (2), 236–243.
- Weineck, J. (1985). *Optimales Training. Leistungsphysiologische Trainingslehre unter besonderer Berücksichtigung des Kinder- und Jugendtrainings*. Erlangen: perimed.
- Weineck, J. (2010). *Optimales Training. Leistungsphysiologische Trainingslehre unter besonderer Berücksichtigung des Kinder- und Jugendtrainings*. Balingen: Spitta.
- Werchoshanskij, J. V. (1988). *Effektiv trainieren*. Berlin: Sportverlag.
- Wiener, N. (1968). *Kybernetik. Regelung und Nachrichtenübertragung im Lebewesen und in der Maschine* (orig. 1948). Düsseldorf: Econ.
- Willimczik, K., Daus, R. & Olivier, N. (1991). Belastung und Beanspruchung als Einflussgrößen der Sportmotorik. In N. Olivier & R. Daus (Hrsg.), *Sportliche Bewegung und Motorik unter Belastung* (S. 6–28). Clausthal-Zellerfeld: dvs.

- Wirtz, M. & Caspar, F. (2002). *Beurteilerübereinstimmung und Beurteilerreliabilität. Methoden zur Bestimmung und Verbesserung der Zuverlässigkeit von Einschätzungen mittels Categoriesystemen und Ratingskalen*. Göttingen: Hogrefe.
- Wirtz, M. & Nachtigall, C. (1998). *Deskriptive Statistik: statistische Methoden für Psychologen. Teil 1*. Weinheim: Juventa.
- Wolkow, N.I. (1974). Ermüdung und Wiederherstellung im Sport. *Leistungssport*, 4 (1), 167–171.
- Wood, R. E., Hayter, S., Rowbottom, D. & Stewart, I. (2005). Applying a mathematical model to training adaption in a distance runner. *European Journal of Applied Physiology*, 94 (3), 310–316.
- Yates, F. E. (2008). Homeokinetics/Homeodynamics: A Physical Heuristic for Life and Complexity. *Ecological Physiology*, 20 (2), 148–179.
- Zaciorskij, V. M. (1971). Kybernetik – Mathematik – Sport (I). *Theorie und Praxis der Körperkultur*, 20 (10), 1068–1069.
- Zaciorskij, V. M. (1972). Kybernetik – Mathematik – Sport (II-VI). *Theorie und Praxis der Körperkultur*, 21 (1), 50–67; (2), 133–49; (3), 224–234; (4), 325–336; (5), 458–472.
- Zimmermann, E. (1983). Trainingsprinzipien. In P. Röthig (Red.), *Sportwissenschaftliches Lexikon* (S. 423–424). Schorndorf: Hofmann.
- Zintl, F. (1990). *Ausdauertraining. Grundlagen, Methoden, Trainingssteuerung*. München: BLV.

Lebenslauf

- Persönliche Daten:** Christian Schrot
Geb. am 25.04.1976 in 91413 Neustadt/Aisch
Verheiratet, 2 Kinder, Staatsangehörigkeit deutsch
- Hochschulausbildung:** April 2008 – Februar 2015
Promotion Sportwissenschaft, Universität Bayreuth
Doktorvater: Prof. Dr. Andreas Hohmann
Gesamtnote „magna cum laude“

November 2003
Zertifikat Gesundheit & Fitness
Universität Bayreuth

Universitätsjahr 2002/2003
Auslandsstudium Universität Montpellier/Frankreich
European Master in Sportmanagement

Oktober 1999 – Juli 2003
Diplom Sportökonomie, Universität Bayreuth
Diplom Note „Sehr gut“ (1,5)

September 1987 – Juli 1996
Gymnasium Scheinfeld, Allg. Hochschulreife (Note 2,2)
- Univ. Projektverträge:** Februar 2012 – Mai 2012
Wissenschaftlicher Mitarbeiter
Abteilung Theorie und Praxis der Sportarten
Johannes Gutenberg Universität Mainz

August 2011 – Dezember 2011
Wissenschaftlicher Mitarbeiter
Lehrstuhl für Sportwissenschaft, Universität Bayreuth

November 2008 – Dezember 2008
März 2008 – August 2008
Wissenschaftliche Hilfskraft
Lehrstuhl für Sportwissenschaft, Universität Bayreuth
- Sonstiges:** Seit Oktober 2010
Bayerischer Radsport-Verband e.V.
Landesverbandstrainer U19 Straße

Seit Januar 2007
Inhaber CS Sportmarketing e.K.
A-Lizenz Trainer Radsport